

Segmentação para classificação de áreas urbanas a partir de imagem digital do Landsat7/ETM+: Estudo de caso – Cuiabá-MT

Ivani Matos de Oliveira¹
Peter Zeilhofer²
Emerson Soares dos Santos³

¹ Estudante do Programa de Pós-graduação em Física e Meio Ambiente – Mestrado – ICET - UFMT
Av. Fernando Correa da Costa, Coxipó, Cuiabá – MT
ivanigeo@ufmt.br

² Professor Adjunto do Departamento de Geografia – ICHS - UFMT
Av. Fernando Correa da Costa, Coxipó, Cuiabá – MT
pitalike@terra.com.br

³ Estudante do Programa de Pós-graduação em Geografia – Mestrado – ICHS - UFMT
Av. Fernando Correa da Costa, Coxipó, Cuiabá – MT
emer.santos@uol.com.br

Abstract. A case study for a supervised classification of multispectral Landsat ETM imagery from the urban area of Cuiabá / Várzea Grande is presented. Two classification techniques implemented in the SPRING software were compared: Maximum Likelihood and Bhattacharyya with previous segmentation by region growing. Overall classification accuracies of about 61 and 55 % indicate the limitations of mid resolution imagery for land use mapping in urban areas. Previous segmentation (Bhattacharyya) improve classification accuracies substantially.

Palavras-chave: Landsat 7, classification, segmentation, urban environment, classificação, segmentação

1. Introdução

Estudos sobre a expansão urbana são reconhecidamente importantes ante os impactos ambientais gerados no meio físico, em parte causados pela troca da cobertura vegetal por edificações, vias de acesso e pisos, ocasionando a impermeabilização de superfícies.

Sensoriamento Remoto constitui uma importante ferramenta para o monitoramento e análise de extensas áreas da terra como os espaços urbanos, contribuindo para o planejamento e minimizando os impactos negativos gerados ao meio ambiente. Com o surgimento de novas gerações de sistemas sensores de alta resolução espacial, a maioria de estudos recentes dá enfoque na aplicação de sistemas tais como *Ikonos* (4m nas bandas multiespectrais e 1m na banda pancromática) e *QuickBird* (2,5 m nas bandas multiespectrais e 0,7m na banda pancromática) em estudos de ambientes urbanos. Autores como Shackelford & Davis (2003) e Herold et al. (2003) afirmam a boa aptidão destes sistemas sensores para a identificação de uso de solo em áreas urbanas, devido à facilidade de reconhecimento visual de padrões e formas. Porém, foi evidenciado também que métodos convencionais de processamento de imagens não possuem desempenho satisfatório na classificação digital destes produtos e que a capacidade de processamento necessária para análise digital em regiões metropolitanas extrapola os recursos infra-estruturais disponíveis para usuários de menor porte. Salientamos que estas limitações aumentam na necessidade de estudos multi-temporais em regiões urbanas com altamente dinâmicas. Neste contexto, Ehlers (2005) afirma que sistemas sensores de

resolução média, tais como o Landsat ETM, possuem uma maior cobertura regional o que torna sua relação custo benefício mais atraente.

Assim, o presente trabalho tem como objetivo, fazer uma comparação quali-quantitativa do desempenho da aplicação em imagens Landsat ETM para classificação de áreas urbanas, em um estudo de caso na cidade de Cuiabá-MT. São comparados os algoritmos de Máxima Verossimilhança (MAXVER) e Bhattacharrya, e avaliado se técnicas de segmentação melhoram a acurácia da classificação de imagens de média resolução nestes ambientes de alta fragmentação espacial.

2. Materiais e Métodos

A área de estudo compreende ao sitio urbanizado (**Figura 1**) dos municípios de Cuiabá e Várzea Grande, que conta com uma população residente de cerca de 800.000 habitantes (IBGE). Foi utilizado para geração e validação do mapeamento das classes de uso do solo da área de estudo o Software SPRING, versão 4.1 (Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas, desenvolvido pelo INPE). Uma planta cadastral das cidades de Cuiabá e Várzea Grande (IBGE) no formato digital na escala 1:60.000, foi utilizada para georreferenciamento das uma imagem do sensor ETM+ do Landsat 7 (bandas espectrais de 1 a 5), órbita/ponto 226/71, passagem em 20 de julho de 2000, além de 4 fotografias aéreas do município de Cuiabá na escala de 1:8.000, do ano de 1998 para definição de áreas de treinamento e validação do desempenho dos classificadores.

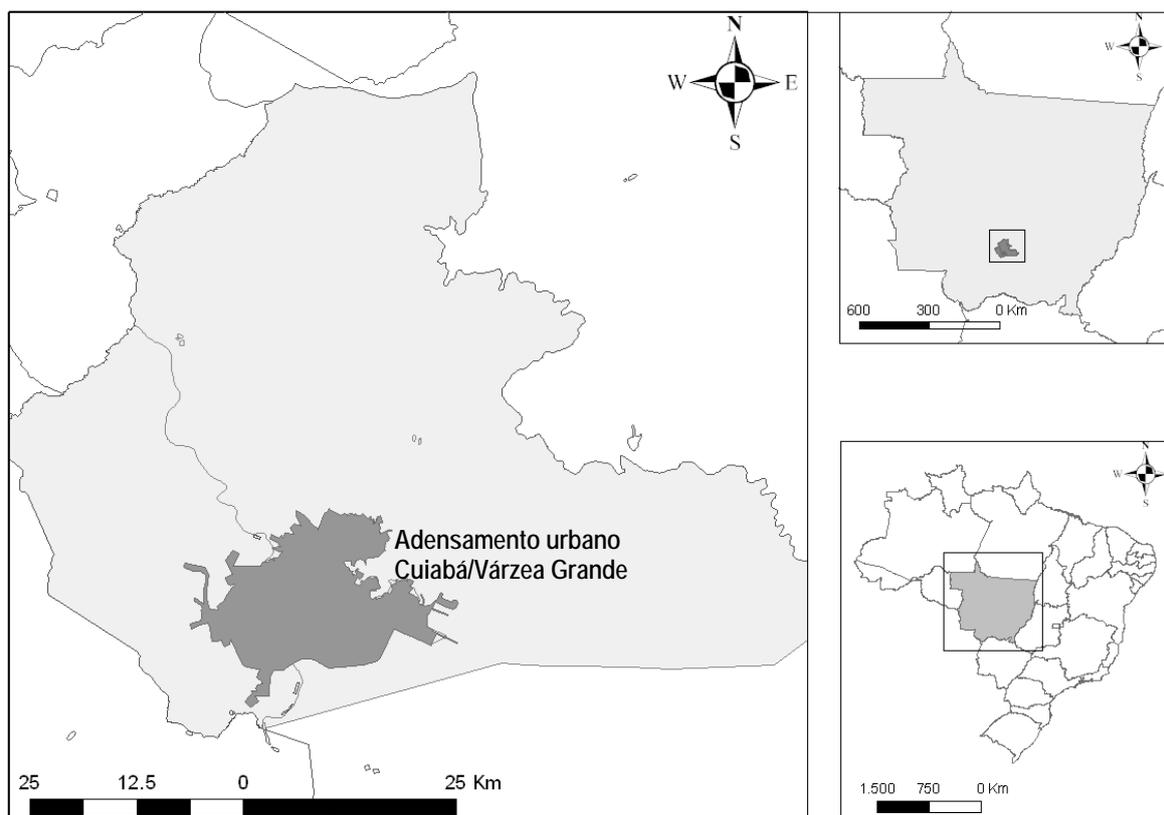


Figura 1 – Localização da área de estudo

Para correção geométrica das imagens Landsat, foram registrados 10 pontos de controle. A reamostragem apresentou um erro de 1,94 *pixels* (58,2 m). No georreferenciamento das fotografias aéreas, o erro apresentado foi de 5,62 *pixels* (5,62 m). Em ambos os casos, o algoritmo utilizado para a correção foi o do Vizinho mais Próximo (“*Nearest Neighborhood*”)

com um polinômio de 1º grau para ajuste da imagem ETM e polinômio do 2º grau para georreferenciamento das fotografias aéreas.

Posterior à classificação, utilizou-se o processo de segmentação (Anderson 2004) com o algoritmo de crescimento de regiões, que particionou a imagem em regiões homogêneas. A definição dos limiares de similaridade e de área foi realizada através da análise visual baseada em Nascimento (1997) *apud* Oliveira (2003), utilizando o método qualitativo da sobreposição da imagem segmentada com as bandas selecionadas no processo. Dentre os testes realizados com os diferentes pares de limiares, utilizaram-se os valores 10 para o limiar de similaridade e 20 para o limiar de área. Optou-se por estes limiares pela limitação computacional dada a quantidade de bandas espectrais selecionadas para o processo de segmentação, que não permitiu um menor valor de limiar de similaridade, de forma que a segmentação não foi completada pelo sistema. Já os limiares de valores mais altos não particionaram as classes espectrais semelhantes de forma adequada, pois algumas classes distintas foram englobadas em uma mesma região.

Antes da fase de treinamento, foram definidas, conforme a **Tabela 1**, as classes de uso e ocupação do solo através da interpretação visual da imagem do Sensor ETM+/Landsat7, a partir do prévio conhecimento dos valores de reflectância dos alvos e da utilização as fotografias aéreas como referência (Almeida, 2000).

Tabela 1. Classes de uso do solo.

Classe	Descrição
Água	Áreas cobertas por rios e lagos, em especial o Rio Cuiabá.
Vegetação1	Áreas de mata ciliar.
Vegetação2	Pasto limpo com a predominância de espécies vegetais utilizadas para a formação de pastos, onde ocorre uma grande influencia do solo na resposta espectral.
Solo aberto	Áreas com mínima cobertura vegetal, com uma completa exposição do solo.
Urbanização Densa (UD)	Áreas densamente ocupadas por asfalto e concreto, a de vegetação é limitada, áreas centrais e zonas industriais.
Urbanização Média (UM)	Áreas residenciais, com presença de árvores e gramíneas regiões parcialmente ocupadas.
Urbanização Baixa (UB)	Lotes vazios e em sua maioria com presença de gramíneas e árvores, apresenta edificações esparsas.
Queimada	Áreas recentemente queimadas.

Foram selecionadas 10 amostras de aquisição e cinco amostras de teste para cada classe, ambas delimitadas sobre as fotografias aéreas através da edição vetorial na forma de polígonos. Para a classificação propriamente dita, foi utilizado o algoritmo MAXVER com o limiar de aceitação de 100%, o que significa que todos os *pixels* previamente determinados para suas respectivas classes foram 100% classificados.

Em seguida, após a segmentação da imagem, foi realizada a classificação supervisionada por regiões pelo classificador Bhattacharrya. O limiar de aceitação foi definido em 99,9%, nível máximo permitido no SPRING para este classificador.

Posteriormente, realizou-se uma análise quantitativa do resultado das duas classificações obtidas sobre a imagem da área de estudo. Esta análise teve como base as amostras de aquisição e de teste. Foi gerada uma matriz de confusão representando, dessa forma, as acurácias de cada classificação.

3. Resultados e Discussão

A **Figura 2** apresenta a discriminação das assinaturas multispectrais entre as oito classes definidas na área de estudo, e expõe as médias e desvio padrão por banda espectral e classe.

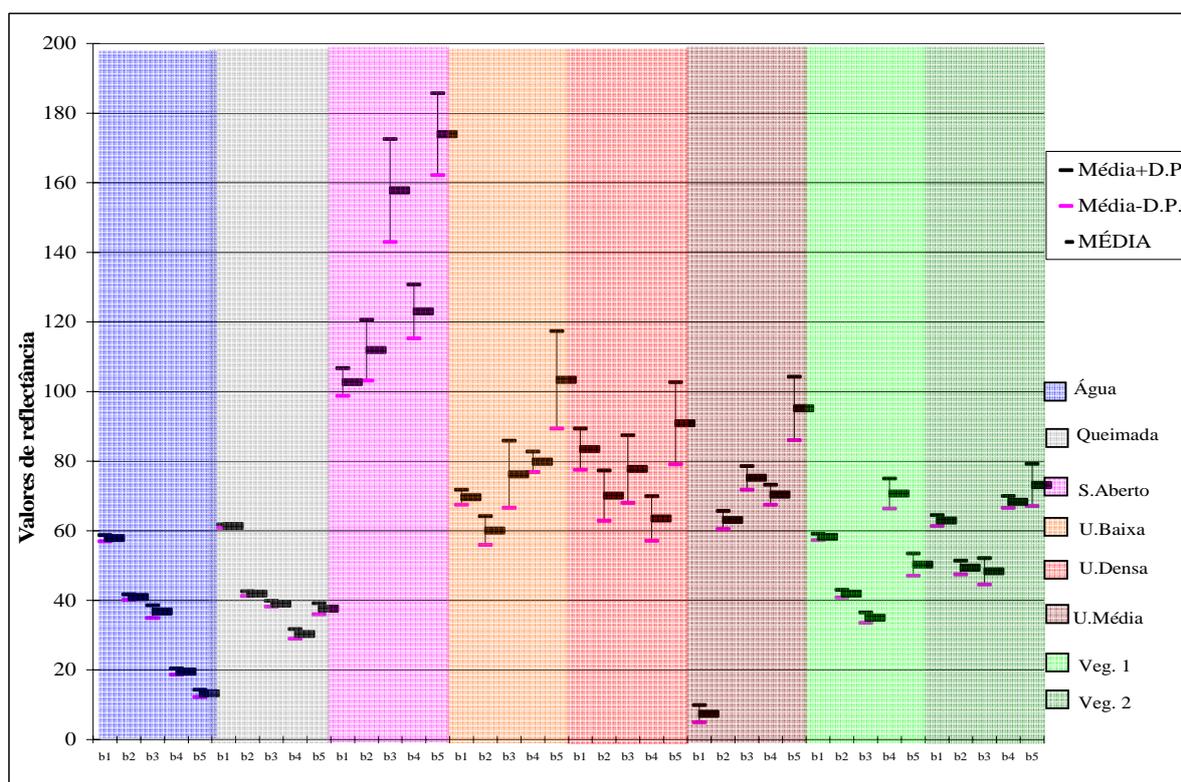


Figura 2. Assinaturas espectrais das classes de uso e ocupação do solo.

Observa-se que os maiores valores de reflectância são da classe solo aberto, que em praticamente todas as bandas foram encontrados valores superiores aos das outras classes. Os valores mínimos de reflexão foram encontrados na classe água.

As classes referentes à vegetação, (Vegetação1 e Vegetação2) apresentam um comportamento variado nos seus valores máximos de reflectância, tendo seus valores máximos encontrados nas bandas do infravermelho próximo e infravermelho médio respectivamente. Os valores mínimos de reflectância das duas classes de vegetação foram encontrados na banda do vermelho (B3). As três classes de urbanização tiveram seus valores de reflexão observados na banda do infravermelho próximo. De acordo com Bowker et al (1985) *apud* Sousa (2005), o aumento da reflectância da região do azul ao infravermelho é um comportamento típico de alguns materiais encontrados em ambiente urbano.

As **figura 3** e **4** ilustram, respectivamente, os resultados das classificações feitas utilizando os algoritmos MAXVER e Bhattacharya, as **tabelas 02** e **03** os matrizes de confusão obtidos. Os números em vermelho na diagonal principal das matrizes representam os *pixels* classificados corretamente, e os valores fora desta diagonal correspondem ao agrupamento de *pixels* em classes errôneas. A exatidão global (EG) representa a porcentagem de *pixels* classificados corretamente. A abstenção média é a porcentagem de pontos não classificados.

A classificação pelo algoritmo Bhattacharya apresenta uma exatidão global superior (60,67%) ao da classificação por máxima verossimilhança (MAXVER). Os respectivos níveis de confusão média são de 39,33% e 46,35%, respectivamente. Os valores da EG podem ser interpretados também de tal forma que a probabilidade do acerto no mapeamento de um *pixel* é de 60,67% ou 54,65%.

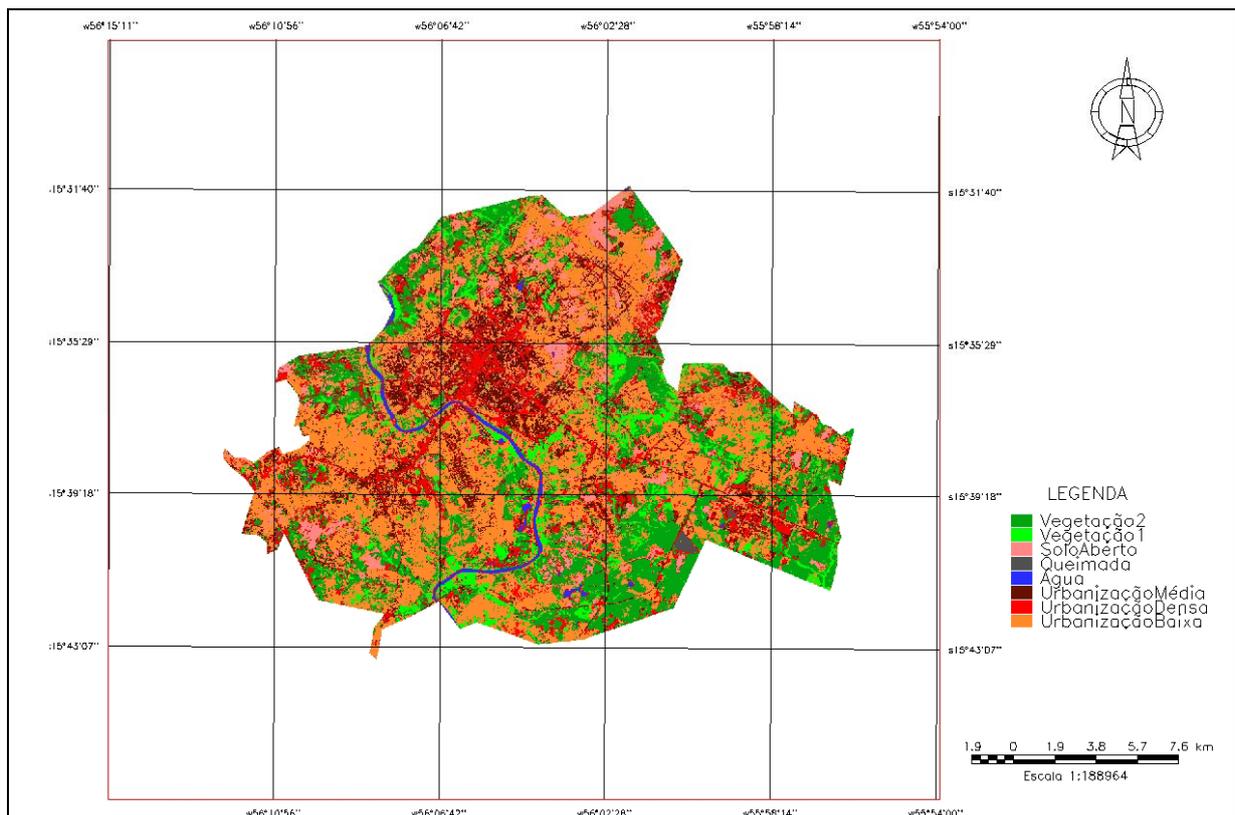


Figura 3 - Mapa de uso e ocupação do solo das cidades de Cuiabá e Várzea Grande, classificado pelo algoritmo MAXVER.

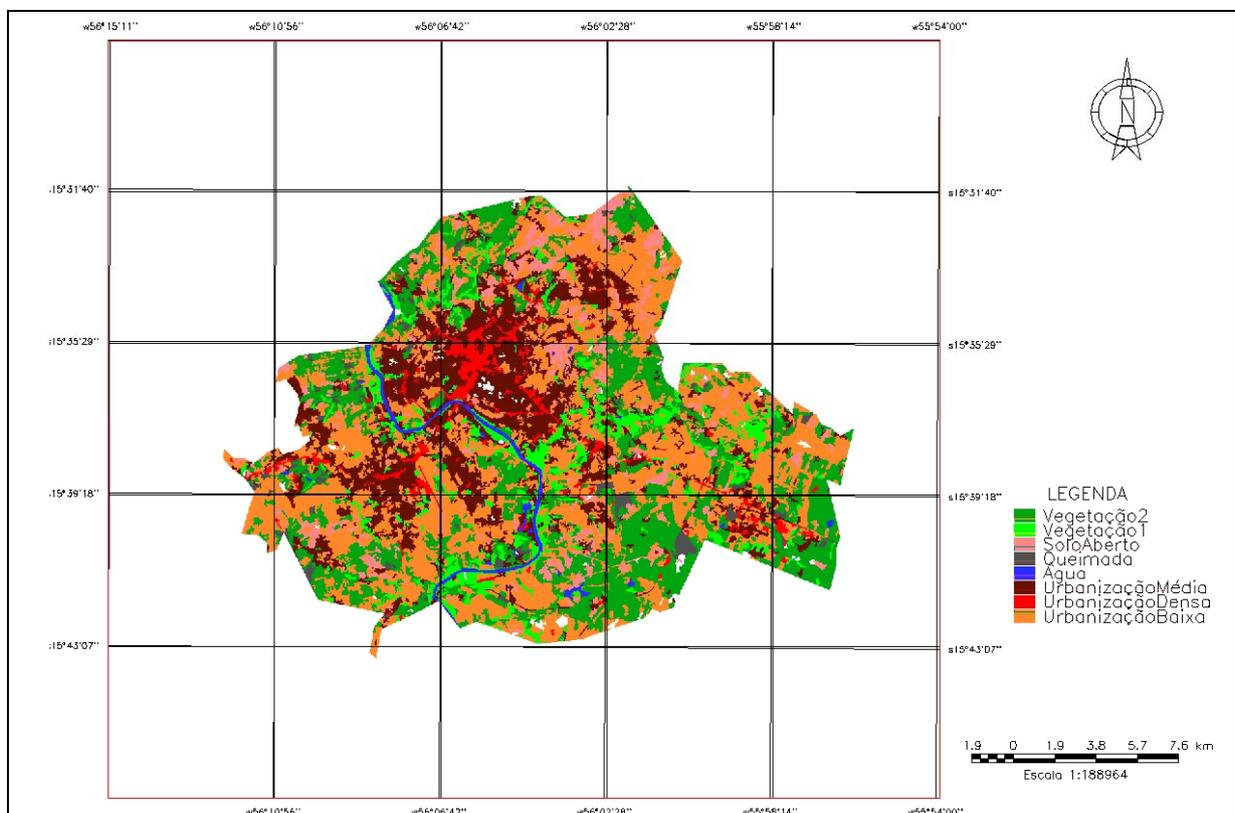


Figura 4 - Mapa de uso e ocupação do solo das cidades de Cuiabá e Várzea Grande, classificado pelo algoritmo Bhattacharria.

Tabela 02 - Matriz de erros da classificação pelo algoritmo MAXVER, amostras do tipo teste. *Exatidão global (EG): 54,65%*

Classe	Solo aberto	Vegetação 2	Urbanização densa	Urbanização baixa	Urbanização média	Água	Vegetação 1	Queimada
Solo aberto	85,27%	0,00%	3,59%	10,34%	0,79%	0,00%	0,00%	0,00%
Vegetação 2	1,29%	37,80%	7,22%	16,15%	8,25%	0,00%	28,95%	0,34%
Urbanização densa	0,77%	0,00%	75,96%	5,38%	17,88%	0,00%	0,00%	0,00%
Urbanização baixa	0,18%	4,10%	7,66%	40,77%	46,98%	0,00%	0,30%	0,00%
Urbanização média	0,61%	0,35%	32,92%	34,33%	31,26%	0,00%	0,53%	0,00%
Água	0,00%	2,25%	18,54%	0,56%	0,56%	72,47%	0,00%	5,62%
Vegetação 1	0,00%	0,96%	0,00%	9,29%	0,00%	0,00%	89,74%	0,00%
Queimada	0,00%	0,00%	19,35%	0,00%	0,00%	0,00%	3,23%	77,42%

Tabela 03 - Matriz de erros da classificação pelo algoritmo BHATACHARYA, amostras do tipo teste. *Exatidão global (EG): 60,67%*

Classe	Solo aberto	Vegetação 2	Urbanização densa	Urbanização baixa	Urbanização média	Água	Vegetação 1	Queimada
Solo aberto	89,58%	0,50%	0,36%	9,27%	0,00%	0,00%	0,00%	0,29%
Vegetação 2	0,26%	40,89%	22,34%	11,00%	0,09%	0,00%	25,43%	0,00%
Urbanização densa	0,00%	0,19%	0,19%	58,08%	41,35%	0,00%	0,19%	0,00%
Urbanização baixa	0,00%	0,36%	12,00%	77,99%	0,18%	0,00%	9,47%	0,00%
Urbanização média	0,00%	0,26%	34,24%	35,21%	29,94%	0,00%	0,35%	0,00%
Água	0,00%	2,25%	0,00%	2,25%	0,00%	93,26%	2,25%	0,00%
Vegetação 1	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%
Queimada	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%

A urbanização densa é superestimada pelo MAXVER e subestimada pelo algoritmo Bhattacharya, indicando as diferenças conceituais entre os dois classificadores utilizados. No procedimento de crescimento de regiões (Bhattacharya) estão sendo analisadas as mudanças da refletância para a detecção de bordas. Estas mudanças podem ocorrer, em áreas de urbanização densa, se uma área impermeabilizada é interrompida por uma área verde (árvores etc.), situação comum na área de estudo. Nesta situação, o vetor é fechado e somente criado um segmento pequeno, que em seguida será classificado. No MAXVER, ao contrário, áreas de treinamento são escolhidas, que englobam estas variações espaciais da refletância. A assinatura possui desvios altos, características de distribuição que tende a causar superestimativas da respectiva classe.

Nota-se na avaliação dos níveis de acerto por classes, que o classificador por regiões tende a gerar acertos muito satisfatórios ou inaceitáveis, enquanto o classificador MAXVER

mostra variação menos expressiva entre os níveis de acertos entre as classes. O desvio médio é de 32,1% para o algoritmo Bhattacharyya e de 20,4% para o MAXVER.

4. Conclusões

A classificação por regiões pelo algoritmo Bhattacharyya teve um desempenho geral superior (60,67%) ao do MAXVER. Ficam, entretanto evidente as limitações de uma classificação de áreas urbanas a partir de imagens digitais do Landsat TM.

A classificação *pixel a pixel* pelo algoritmo MAXVER obteve um resultado pouco satisfatório (54,65%). Considerando o fator amostragem supõe-se que o número de *pixels* para a classificação *pixel a pixel* pode ter sido insuficiente para a atuação do algoritmo MAXVER, uma vez que, para gerar melhores resultados, os métodos estatísticos necessitam de uma grande quantidade de amostras bem representativas de cada classe. Acredita-se desta forma, que para a classificação de ambientes urbanos, o aperfeiçoamento das técnicas de amostragem e a utilização de métodos de classificação mais apropriados, podem melhorar os resultados obtidos num processo de classificação de uso e ocupação do solo urbano. Como exemplo, poderia se trabalhar com uma imagem ampliada selecionando amostras *pixel por pixel*,

Quanto à análise quantitativa pode-se concluir que a utilização da matriz de erros para a validação das duas classificações foi fundamental, uma vez que nos permitiu avaliar a exatidão de cada mapeamento.

Já a análise dos valores da média e desvio padrão dos níveis de cinza das classes amostradas é de grande valia para o processo de classificação, pois nos permite identificar na imagem os diferentes alvos de interesse, subsidia a definição de classes separáveis e permite estimativas qualitativas referente ao desempenho dos classificadores.

5. Referencias bibliográficas

Adami, M.; Pinheiro, E. S.; Moreira, M. A. Aplicação de diferentes algoritmos para a classificação de imagens ETM+/Landsat-7 no mapeamento agrícola. São José dos Campos: INPE, 2002. 41 p. (INPE-8971-NTC/349). Disponível na biblioteca digital URLib: <http://iris.sid.inpe.br:1912/rep-/bol.com.br/mirian-_cris/2003/01.17.09.38> Acesso em: 12 jul. 2005.

Almeida, R. N. T. **Paralelização de um classificador contextual de imagens**. Jun. 2000. (INPE-8534-TDI/785). Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2000. Disponível na biblioteca digital URLib: <<http://iris.sid.inpe.br:1905/rep/dpi.inpe.br/lise/2002/03.28.19.46>>. Acesso em: 11 jul. 2005.

Almeida, R. N. T. **Paralelização de um classificador contextual de imagens**. Jun. 2000. (INPE-8534-TDI/785). Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2000. Disponível na biblioteca digital URLib: <<http://iris.sid.inpe.br:1905/rep/dpi.inpe.br/lise/2002/03.28.19.46>>. Acesso em: 11 jul. 2005. (2000)

Anderson, L. O. A. **Classificação e monitoramento da cobertura vegetal de Mato Grosso utilizando dados multitemporais do sensor MODIS**. 2004-06-25. 247 p. (INPE-12290-TDI/986). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível na biblioteca digital URLib: <<http://iris.sid.inpe.br:1913/rep/sid.inpe.br/jeferson/2004/08.31.13.56>>. Acesso em: 11 jul. 2005.

Campana, N. A. **Mapeamento do solo urbano: demanda em hidrologia**. In: Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 8., 14-19 abr. 1996, Salvador, BR. Anais... 1996. Artigos, p. 87-90. CD-ROM. Disponível na biblioteca digital URLib: <<http://marte.dpi.inpe.br:80/rep-/sid.inpe.br/deise/1999/02.18.13.51>>. Acesso em: 12 jul. 2005. (1996)

Castillo Payacan, S. C.; Formaggio, A. R. **Evaluación de datos del satélite CBERS para mapeamiento de áreas citricolas a nivel municipal**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 12. (SBSR), 16-21 abr. 2005, Goiânia. Anais... São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 865-872. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00018-8. Publicado como: INPE-12614-PRE/7907. Disponível na biblioteca digital URLib: <<http://marte.dpi.inpe.br:80/rep-/tid.inpe.br/sbsr/2004/11.21.19.10>>. Acesso em: 12 jul. 2005.

Ehlers, M. Sensoriamento Remoto para usuários de SIG – Sistemas Sensores e Métodos: as Exigências e a Realidade. *In*: Blaschke, Thomas & Kux, Hermann – **Sensoriamento Remoto e SIG: novos sistemas sensores: métodos inovadores**, p. 19-32 Oficina de Textos, São Paulo: 2005.

Herold, M.; Gardner, M.E.; Roberts, D.A. Spectral mapping requirements for mapping urban areas. **IEEE Transactions on GeoScience and Remote sensing**, v. 41, n. 9, 1907-1919, 2003.

M. Pesaresi, J.A. Benediktsson, A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery, **IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing**, v. 39, p. 309–320, 2001.

Martins, S. P. **Classificação textural de imagens radarsat-1 para discriminação de alvos agrícolas.** 2004-03-05. 140 p. (INPE-12137-TDI/967). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível na biblioteca digital *URLib*: <<http://iris.sid.inpe.br:1913/rep-/sid.inpe.br/jeferson/2004/04.14.13.08>>. Acesso em: 12 jul. 2005.

Moreira, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e metodologias de aplicação.** 2 ed. Viçosa: UFV, 2003.

Oliveira, J. C. **Índice para avaliação de segmentação (IAVAS): uma aplicação em agricultura.** 2002-29-04. 160 p. (INPE-9554-TDI/830). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Deposited in the *URLib* collection., São José dos Campos. 2002. Disponível na biblioteca digital *URLib*: <<http://iris.sid.inpe.br:1912/rep-/sid.inpe.br/marciana/2003/03.05.15.25>>. Acesso em: 11 jul. 2005.

Pereira, J. L. G.; Batista, G. T.; Roberts, D. A. **Classificação da cobertura da terra na região Amazônica através de classificação de regiões em imagens de proporção de componentes.** *In*: Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 9., 11-18 set. 1998, Santos, BR. Anais... 1998. Sessões Poster, p. 1483-1494. CD-ROM. Publicado como: INPE-6940-PRE/2902. Disponível na biblioteca digital I *URLib*: <<http://marte.dpi.inpe.br:80/rep-/sid.inpe.br/deise/1999/02.11.10.38>>. Acesso em: 12 jul. 2005.

Shackelford, A., K. Davis, C.H. A combined fuzzy pixel-based and object-based approach for classification of high-resolution multispectral data over urban areas. **IEEE Transactions on Geo-Science and Remote Sensing**, v. 41, n. 10, p. 2354-2363, 2003.

Souto, R. P. **Segmentação de imagem multispectral utilizando-se o atributo matiz.** 2000-08-29. 171 p. (INPE-10104-TDI/895). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2000. Disponível na biblioteca digital *URLib*: <<http://iris.sid.inpe.br:1912/rep-/sid.inpe.br/jeferson/2003/11.21.10.17>>. Acesso em: 12 jul. 2005.