

Identificação de alvos urbanos em imagens Ikonos, aplicando classificação orientada a segmentos

Rafael de Arêa Leão Alves¹

Oscar Ricardo Vergara²

Instituto Militar de Engenharia – IME
Seção de Ensino de Engenharia Cartográfica – SE/6
Praça Gal Tibúrcio, 80, Urca – 22290-270 Rio de Janeiro, RJ – Brasil
¹alvesrafael@predialnet.com.br, ²vergara@ime.eb.br

Abstract. In this paper, an object-oriented analysis methodology is applied, for urban areas classification in high-resolution orbital images. With this aim, Ikonos II data and the eCognition software are used. As the working area, a representative sector of Manaus City (Amazonas State) was selected, possessing typical occurrences of downtown and slum areas. Aiming to work with a 1 m-color composite, the HSI transform was applied for merging multispectral and panchromatic Ikonos bands. After that, the multi-resolution segmentation of the image was performed, obtaining segments at diverse scales of detail. Then, the classes to be identified and their attributes were established, as well as the fuzzy sets associated to the attributes values and the base of fuzzy rules which determines the segments' pertinence degree to each class. Thus, the image was classified, generating products whose evaluation was performed using aerial photographs. The preliminary results show that through this methodology it is possible to attain a good discrimination among the classes.

Palavras chave: object-oriented classification, Ikonos II data, urban area, classificação orientada a objeto, imagem Ikonos II, área urbana.

1. Introdução

Nas últimas décadas assistiu-se uma notável evolução das tecnologias destinadas a observação e medição da Terra. O sensoriamento remoto é justamente uma dessas tecnologias que, por receberem grandes investimentos, apresentam um alto nível de desenvolvimento. Atualmente, encontram-se disponíveis, no mercado, imagens oriundas dos mais diversos tipos de sensores, com diferentes resoluções espaciais, espectrais, radiométricas e temporais; abrindo-se um enorme leque de opções para profissionais que trabalham com imageamento.

Imagens obtidas por sensores de alta resolução espacial, como os transportados pelos satélites Ikonos II e QuickBird, apresentaram-se como uma suposta alternativa para construção e atualização de bases cartográficas, Nishida (1998). Porém, a área de processamento de imagens não acompanhou a evolução do sensoriamento remoto; e a maioria dos aplicativos destinados à classificação de imagens continua utilizando o tradicional método de classificação *pixel-a-pixel*, desenvolvido na década de 70, Blaschke et al. (2001), onde variantes geométricas e topológicas como distância, perímetro, área, forma, conexão e textura, são simplesmente desconsideradas em classificações que confiam apenas nos valores espectrais de cada *pixel*.

Existem, atualmente, duas principais metodologias de classificação supervisionada de imagens digitais, a *pixel-a-pixel*, desenvolvida na década de 70; e a orientada a segmentos ou regiões, desenvolvida mais recentemente. Uma questão não abordada na metodologia de classificação *pixel-a-pixel*, é que a aparência espectral de uma área representada por um *pixel* é influenciada pelas respostas espectrais das áreas que a circunvizinham, representadas pelos *pixels* adjacentes, Blaschke et al.(2001), sendo complexo considerar estas informações, em todas as bandas, nesta metodologia de classificação. Uma solução para este problema é a integração das informações de *pixels* vizinhos, deixando-se de analisar cada *pixel* isoladamente para trabalhar-se com regiões relativamente homogêneas, como é realizado na classificação orientada a segmentos. Trata-se de uma metodologia que considera, em sua

abordagem, variantes geométricas e topológicas, surgindo como alternativa na obtenção de informações mais detalhadas e confiáveis, principalmente em imagens de alta resolução espacial. Entretanto, por ser uma tecnologia recente, há a necessidade de pesquisas para chegar a conclusões mais aprofundadas sobre sua capacidade e limitações.

É neste ponto que reside o objetivo central deste trabalho, que é a utilização da metodologia de dados orientados a regiões para classificação de áreas urbanas, em imagens de satélite de alta resolução espacial, avaliando a contribuição dos resultados obtidos no apoio à atualização temática de bases cadastrais, possibilitando a utilização futura destes resultados, nas mais diversas áreas de aplicação, tais como, militar, segurança, saúde e ambiental.

2. Objetivo

Este estudo teve como objetivo, avaliar a capacidade das imagens Ikonos de fornecerem informações temáticas necessárias para o apoio à atualização de cadastros urbanos, utilizando, para extração das informações, classificação orientada a segmentos.

3. Área de Estudo

Para a realização do estudo, foi escolhida a área urbana do município de Manaus-AM. O critério para a escolha da área levou em consideração o fato de Manaus ser uma cidade de médio porte, apresentando, desta forma, ocorrências típicas tanto de grandes áreas urbanas como de pequenas cidades.

4. Materiais

Foram utilizados os seguintes materiais: arquivos digitais das imagens Ikonos II, de Manaus-AM, com imagens capturadas em 2001; base cadastral de Manaus-AM (1:2.000), confeccionada em 2001, cedida pela Prefeitura Municipal de Manaus; programa ENVI 4.0; programa eCognition 4.0; aerovideografia da cidade de Manaus, realizada pelo INPE.

5. Metodologia

5.1 Seleção e Georeferenciamento da Imagem

Inicialmente, foi selecionado um módulo da imagem, de modo a obter-se áreas representativas de interesse, tais como centro urbano, indústrias e áreas de favelização, justamente por serem setores que abrangem grande parte dos possíveis alvos de interesse em um levantamento cadastral de área urbana.

A imagem foi georeferenciada por meio da operação de registro, sendo que nesta etapa foi utilizada a base cadastral da cidade de Manaus para extração dos pontos de controle (PCs) necessários. O procedimento foi realizado utilizando-se o programa ENVI 4.0, sendo que o relacionamento entre as coordenadas cartográficas dos pontos de campo e as coordenadas “*pixel*” da imagem foi realizado através de uma transformação afim. Para a reamostragem foi utilizada a técnica “Vizinho Mais Próximo”.

5.2 Processamento Digital das Imagens

A imagem trabalhada foi obtida por meio de fusão das bandas multiespectrais (2, 3 e 4) e pancromática, utilizando-se a transformação IHS, visando melhorar a resolução espacial; desta forma, obteve-se uma imagem colorida com resolução espacial de 1 metro. Pelo fato da metodologia de classificação utilizada considerar variantes de forma, desejou-se trabalhar com uma imagem fundida, pois apesar do processo de transformação IHS acarretar numa perda de informação espectral, Vergara (1999), em contrapartida permite a obtenção de

imagens com resolução espacial melhorada.

5.3 Procedimentos para a Classificação Orientada a Segmentos

A metodologia fundamenta-se no conceito de que informações semânticas, importantes para a interpretação de imagens, não podem ser obtidas analisando-se cada *pixel* isoladamente, e sim considerando-se regiões homogêneas e suas inter-relações, Baatz et al. (2000). Para a obtenção destas regiões, os chamados segmentos, é necessário primeiramente realizar a segmentação da imagem.

Na rotina de classificação dos segmentos da imagem é possível a utilização de conhecimentos do usuário sobre a área de trabalho. A estrutura desta base de conhecimentos do operador é uma hierarquia de classes, que contém todas as classes do sistema de classificação, agrupadas de modo hierárquico; permitindo, assim, que as classes filhas herdem as informações das classes superiores, Definiens Imaging (2000).

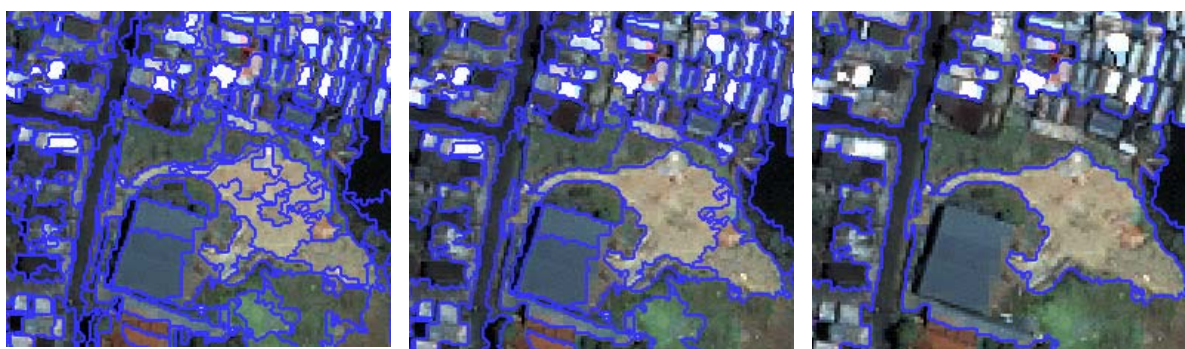
A seguir serão detalhados os procedimentos necessários para realização da classificação orientada a segmentos.

5.3.1 Segmentação Multi-Resolução da Imagem

Antes da classificação, é executada a segmentação da imagem, partindo-se de um único pixel e utilizando um algoritmo baseado na similaridade; assim ocorre o crescimento de segmentos, resultando-se na divisão da imagem em regiões homogêneas. Esse processo de segmentação não baseia-se apenas no valor espectral de cada *pixel*, mas também na textura e topologia, considerando-se os *pixels* vizinhos. O resultado é que os segmentos obtidos não contêm apenas valores e informações estatísticas dos *pixels* que o formam, mas carregam também uma tabela de atributos, como informações de textura, forma e topologia, Mansor et al. (2002).

O processo de segmentação é realizado até que a divisão em regiões homogêneas satisfaça a quantidade de classes e atinja os parâmetros máximos de heterogeneidade, para *pixels* de uma mesma região, predefinidos pelo usuário. Dois aspectos são considerados para definir a máxima heterogeneidade permitida num segmento: cor (valor espectral) e forma (suavização e compacidade) Blaschke et al. (2000). É possível, também, estabelecer pesos distintos com que cada banda será considerada. Depois do processo de segmentação, os objetos ficam dispostos numa rede, de modo que cada objeto reconheça seu vizinho, possibilitando estudos de topologia. A segmentação é realizada em diversas escalas, da mais genérica à mais detalhada, gerando não só uma imagem segmentada em regiões homogêneas mas uma rede de objetos para cada escala, dispostos hierarquicamente. Assim, cada objeto reconhece seu super-objeto e seus sub-objetos, possibilitando estudos de contexto e inter-relacionamento, Baatz et al. (2000).

Desta forma, foi realizada a segmentação, no módulo da imagem, em três níveis. Para os diferentes níveis foram utilizados os seguintes parâmetros; nível 1: escala 20, peso 1 para a três bandas, fator cor 0,9; fator forma 0,1; com suavização 0,5 e compacidade 0,5; nível 2: escala 35, peso 1 para a três bandas, fator cor 0,9; fator forma 0,1; com suavização 0,5 e compacidade 0,5; nível 3: escala 150, peso 1 para a três bandas, fator cor 0,9; fator forma 0,1; com suavização 0,5 e compacidade 0,5. Cabe ressaltar que a escolha destes parâmetros foi realizada empiricamente, repetindo-se o processo diversas vezes, até alcançar resultados satisfatórios. A **Figura 1** apresenta, em azul, os contornos dos segmentos obtidos em cada um dos níveis de detalhamento.



Nível 1:
Parâmetro de escala: 150

Nível 2:
Parâmetro de escala: 150

Nível 3:
Parâmetro de escala: 150

Figura 1: Imagem segmentada nos três níveis de detalhamento

5.3.2 Elaboração da Rotina de Classificação Orientada a Segmentos

Esta metodologia permite que o usuário interaja com o processo de classificação, assim, baseado em informações espectrais, de textura, de forma e de topologia entre os segmentos, o operador define a base de regras *fuzzy*, para avaliação dos graus de pertinência de cada segmento às classes estabelecidas, Mansor et al. (2002).

A utilização de atributos de relacionamento de classes é um processo complexo, pois a classificação de um determinado segmento influencia no resultado da classificação dos segmentos vizinhos, assim, trata-se de um processo iterativo que modifica o grau de associação de cada segmento em função dos graus de associação calculados para os outros segmentos da rede. O processo de classificação considerando o contexto pode tornar-se indeterminado ou por vezes instável, quando, por exemplo, existir dependências mútuas e circulares entre classes distintas. Este problema deve ser evitado no momento de definição dos atributos de cada classe.

O programa eCognition disponibiliza uma série de recursos para construção das classes, baseados nos atributos dos segmentos, nos atributos de relacionamento de classes e nos termos lógicos. Os atributos dos segmentos podem ser divididos em cinco grupos principais: espectrais, de forma, de textura, de hierarquia e temáticos.

Os atributos espectrais fornecem informações baseadas nos valores espectrais dos pixels que compõem cada segmento, bem como relacionamentos com os atributos espectrais da vizinhança. Os de forma disponibilizam valores como área, perímetro, largura, grau de simetria, direção principal, bem como relacionamento com os atributos de forma dos sub-segmentos e do super-segmento. Os atributos de textura são baseados em fórmulas que consideram os valores espectrais dos pixels contidos no segmento. Os atributos de hierarquia disponibilizam informações a respeito do posicionamento do segmento na rede hierárquica, como seu nível, quantidade de vizinhos, quantidade de sub-segmentos e quantidade de níveis acima e abaixo. Os temáticos são disponíveis quando importa-se dados auxiliares para a classificação.

Os atributos de relacionamento de classes são aqueles obtidos a partir de considerações sobre os graus de associação dos outros segmentos da rede, a vizinhança, o super-segmento e os sub-segmentos. Os termos lógicos são utilizados para relacionar funções que descrevem valores de atributos que definem classes. É importante ressaltar que foram dados apenas alguns exemplos dos recursos para construção das classes, sugerindo ao leitor, para conhecimento pormenorizado de outras possibilidades, consultar Definiens Imaging (2000).

Assim, nesta fase, foi elaborada a rotina de classificação, estabelecendo-se as classes a serem identificadas, os atributos que definem cada classe, os conjuntos *fuzzy* aos quais são

associados os valores de cada atributo, e a base de regras *fuzzy* que determina o grau de pertinência de cada segmento a cada classe. A **Tabela 1** apresenta os alvos estabelecidos a serem identificados e classificados.

NÍVEL 3	NÍVEL 2	NÍVEL 1
não-Água	Construções e Ocupações	Construções Pequenas
		Construções Médias
		Construções Grandes
		Solo Exposto
	Ruas e Construções de Cobertura Escura	Construções de Cobertura Escura
		Ruas
Vegetação	Vegetação	
Vegetação Úmida		
Água	Água	Água

Tabela 1: Classes definidas para identificação na imagem

Optou-se por separar, primeiramente, o que era água do que não era, pois em muitos casos, as respostas espectrais de alguns trechos de ruas estavam muito similares às respostas espectrais da água, o que tornaria a classificação confusa. Assim, no nível 3, onde foi realizada uma segmentação menos detalhada, obtendo-se os super-segmentos, desejou-se a identificação de apenas estas duas classes, utilizando-se para isto, parâmetros espectrais, de compacidade e de textura.

No nível 2, em que realizou-se uma escala intermediária de segmentação, a classe não-Água, do nível 3, foi detalhada em quatro classes “filhas”, conforme apresentado na **Tabela 1**. Para esta classificação, foi necessária a utilização de parâmetros de hierarquia. Assim, um dado segmento do nível 2, contido num super-segmento classificado como não-Água, no nível 3, não poderia ser classificado como Água neste nível, mesmo que possuísse todos os outros valores de atributos necessários à associação para a classe Água. Neste nível também foram usados parâmetros espectrais, de compacidade e de textura, para definição das classes.

Devido à existência de regiões com vegetação inundada, fornecendo respostas espectrais muito distintas de outras áreas de vegetação, foram criadas duas classes de vegetação. Muitos segmentos deste nível abrangiam áreas com trechos de ruas e construções de coberturas escuras; então, foi necessário criar esta classe, deixando-se para discriminar estes elementos no nível 1, onde foi realizada a segmentação mais detalhada.

No nível 1, também foram usados parâmetros de hierarquia, de modo que cada segmento reconhecesse seu super-segmento. As construções foram divididas em pequenas, médias e grandes, levando-se em consideração o parâmetro área. A classe solo exposto foi identificada por meio de parâmetros espectrais. A discriminação entre ruas e construções de cobertura preta foi realizada utilizando o parâmetro de compacidade e a razão largura por comprimento. As classes água e vegetação “herdaram” os parâmetros de suas classes superiores.

5.3.3 Classificação Orientada a Segmentos

Nesta fase, a imagem segmentada foi classificada, utilizando-se a rotina de classificação elaborada anteriormente. Os parâmetros definidos para a classificação foram revistos e modificados, de modo a obter-se resultados mais confiáveis. A **Figura 2** apresenta um módulo da imagem, com o resultado da classificação em cada nível.

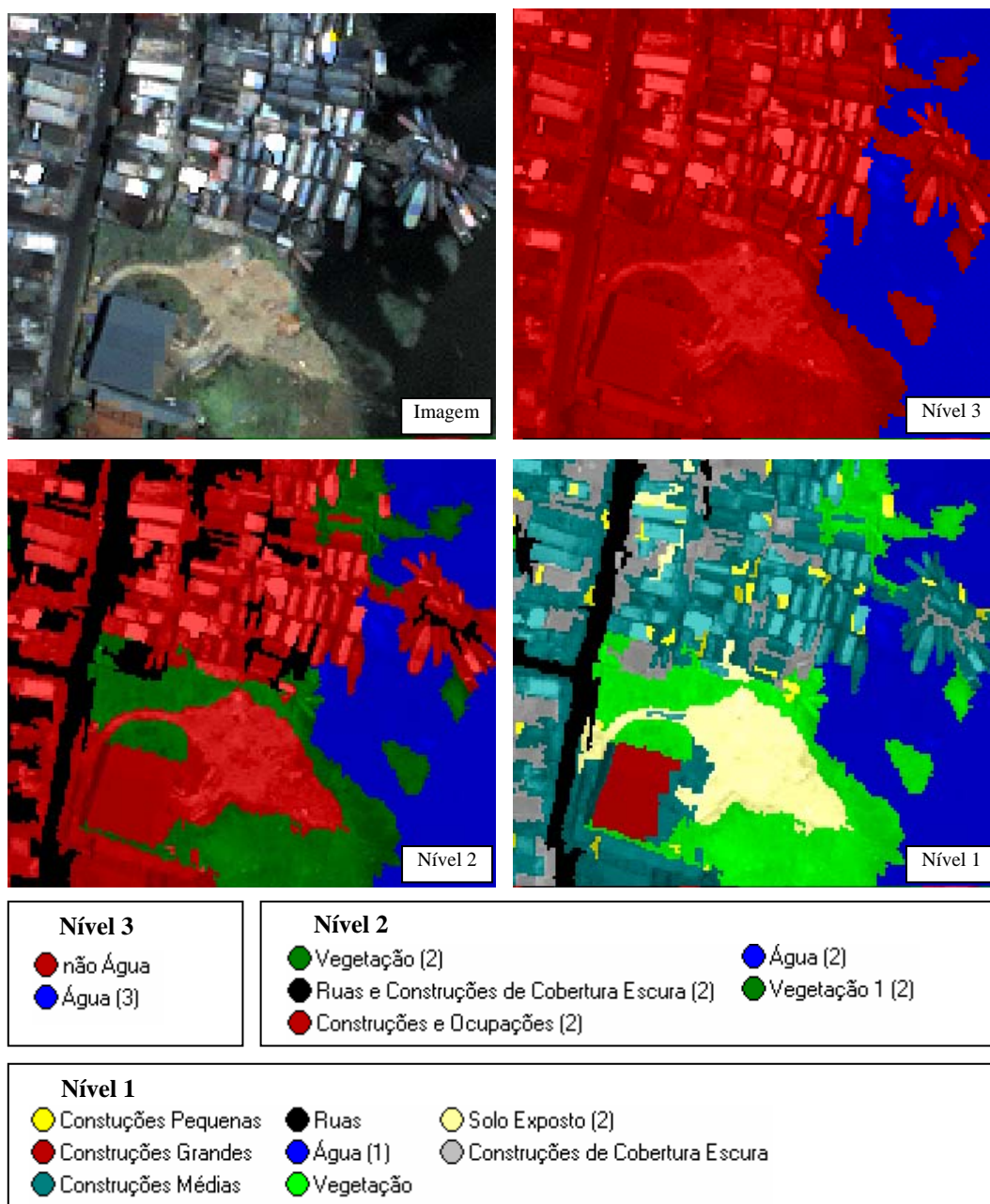


Figura 2: Extratos da imagem original e das classificações nos três níveis

5.4 Avaliação dos Resultados Obtidos na Classificação

Após a classificação da imagem Ikonos, foi avaliada a confiabilidade dos resultados obtidos. Para tanto, foram aplicados métodos matemáticos que visam determinar a acurácia e qualidade destas informações.

Não existe um consenso sobre qual o melhor método para avaliar a acurácia da classificação baseada em regras *fuzzy*. Sendo comum a avaliação baseada num parâmetro determinado a partir da matriz de erros, e no parâmetro da ambigüidade da classificação que analisa os graus de pertinência, Antunes (2001). Assim, foram selecionadas, aleatoriamente, 78 áreas de teste, obtendo-se a matriz de erros e os parâmetros de acurácia, apresentados na **Tabela 2**.

	C. Peq.	C. Grd.	C. Med.	Ruas	Água	Veg.	Solo Exposto	C. cob. Escura
Produtor	0,875	1	0,913	0,833	1	0,769	0,833	0,9
Usuário	0,875	1	0,875	0,833	0,909	1	0,833	0,818
Kappa	0,861	1	0,874	0,819	1	0,735	0,819	0,884

Tabela 2: Parâmetros de acurácia

Da análise da matriz de erros, foi obtido um valor de Kappa global de 0,861 e uma acurácia global de 0,885. O índice de acurácia de 100% para a classe de construções grandes explica-se pelo fato de na área de estudo existirem apenas duas feições desta classe, que foram corretamente classificadas.

Avaliando-se a classificação pelo parâmetro da ambigüidade, pode-se detectar os segmentos que tiveram graus de associação a duas classes distintas, muito próximos. Quanto maior a diferença entre estes graus, mais estável e clara é a classificação. A **Tabela 3** apresenta uma estatística do módulo da imagem classificada, contendo quantidade de segmentos associados a cada classe, média e desvio-padrão dos graus de pertinência a cada classe e graus máximo e mínimo de pertinência.

	Segmentos	Média de graus de pertinência	Desvio padrão	Grau máximo	Grau mínimo
C. Peq.	108	0,8277	0,3395	1	0
C. Grd.	2	1	0	1	1
C. Med.	249	0,9595	0,1505	1	0,2132
Ruas	37	1	0	1	1
Água	36	1	0	1	1
Veg.	68	1	0	1	1
Solo Exposto	25	0,8766	0,2617	1	0,0342
C. cob. escura	68	1	0	1	1

Tabela 3: Informações estatísticas da classificação

A **Figura 3** apresenta graficamente, no módulo da imagem, a ambigüidade da classificação, de tal forma que quanto mais verde, menor é a incerteza e quanto mais vermelho, maior a incerteza, ou seja, mais próximos são os valores dos graus de associação às duas classes de maior grau para o segmento em questão, o que não é desejável.



Figura 3: Gráfico da ambigüidade da classificação

6. Análise dos Resultados e Conclusões

Com esta metodologia, foi possível diferenciar feições utilizando-se outras variantes além das espectrais. A utilização do parâmetro de forma, razão largura por comprimento, teoricamente permitiria diferenciar ruas de edificações com respostas espectrais muito próximas, caso das construções com cobertura escura na imagem, porém na prática isto não ocorre na totalidade dos casos, pois quando a imagem é segmentada numa escala de grande detalhamento, obtém-se um segmento para cada casa, em contrapartida, alguns trechos de ruas também são segmentados, adquirindo valores de forma similares aos de construções.

Algumas construções pequenas foram confundidas com construções médias devido à ambigüidade no momento da definição dos valores máximos e mínimos de área para estas classes. Em alguns casos, a área de vegetação estava muito inundada causando uma pequena confusão entre as classes água e vegetação, havendo erros de classificação. A classe vegetação foi a que apresentou piores resultados, confundindo-se com outras, devido ao fato de na imagem existirem áreas de vegetação com respostas espectrais muito distintas e sem um padrão de forma bem definido, dificultando o processo de definição das funções *fuzzy*. Analisando-se a **Tabela 3** e a **Figura 3**, pode-se afirmar que poucas áreas apresentaram resultados ambíguos, alcançando-se, assim uma classificação estável.

Os resultados da avaliação permitem concluir que, neste estudo preliminar, foi possível realizar uma boa discriminação das classes propostas, trabalhando numa área reduzida e com poucas classes. Etapas futuras da pesquisa permitirão alcançar resultados mais consistentes a respeito do desempenho da metodologia em situações mais complexas

Agradecimentos

Os autores agradecem à Prefeitura de Manaus pela cessão da base cartográfica 1:2000.

Referências

- Antunes, A. F. B. Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2003.
- Baatz, M.; Schäpe, A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. 2000. Disponível em: <<http://www.definiens.com>>. Acesso em: 18 jul. 2003.
- Blaschke, T.; Lang, S.; Lorup, E.; Strobl, J.; Zeil, P. Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. 2000. Disponível em: <<http://www.definiens.com>>. Acesso em: 15 jul. 2003
- Blaschke, T.; Strobl, J.; What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. 2001 GeoBIT/GIS 6: 12-17. Disponível em: <<http://www.definiens.com>>. Acesso em: 18 jul. 2003
- Definiens Imaging, eCognition User Guide 3. 2000. Disponível em: <<http://www.definiens-imaging.com/documents/index.htm>>. Acesso em: 05 mai. 2003
- Mansor, S.; Hong, W. T.; Shafiff, A. R. M. Object oriented classification for land cover mapping. 23° Asian Conference on Remote Sensing, 25 – 29 novembro, 2002. Kathmandu, Nepal. Disponível em: <<http://www.gisdevelopment.net/application/environment/overview/envo0010pf.htm>>. Acesso em: 27 jun. 2003
- Nishida, W. Uma rede neural artificial para classificação de imagens multiespectrais de sensoriamento remoto. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis. 1998.
- Ribeiro, S. R. A.; Santos, D. R.; Centeno, J. A. S. Aplicação da metodologia de dados orientado a objeto na classificação de uma área urbanizada, utilizando uma imagem digital obtida por meio da tecnologia do Laser Scanner. Anais Simpósio Brasileiro de Geomática, Presidente Prudente, 2002.
- Vergara, O. R. Atualização cartográfica utilizando imagens de sensoriamento remoto orbital: desenvolvimento e teste de uma metodologia. Tese de Doutorado. Escola Politécnica da USP, São Paulo, 1999.