

A morfologia da habitabilidade intra-urbana: o uso de imagem CBERS-2 na análise de padrões morfológicos no Recife

Mauro Normando Macêdo Barros Filho ¹

¹ Faculdade de Ciências Humanas ESUDA
Rua Bispo Cardoso Aires, s/n – Boa Vista - Recife - PE, Brasil
mbarrosfilho@yahoo.co.uk

Abstract. Nowadays, the significative improvements of remote sensing images have offered a better representation of intra-urban morphological patterns. However, high spatial resolution images have a great number of spectral noise, difficulting the discrimination of image objects. The analysis of image textural information is an alternative to minimize this problem. In this context, this paper verifies the capabilities of CBERS-2 images on the differentiation of morphological patterns between areas with different inhabitability conditions. Initially, the spectral information of a CBERS-2 image are enhanced and classified into two groups: occupied and non-occupied spaces. Then, the textural information of the binary classified image are calculated through a sliding box algorithm. Finally, the lacunarity values obtained are compared with values of a Inhabitability Index (IH) created from Census 2000 variables. The results show that, in general, non-occupied spaces are better distributed in urban areas with higher inhabitability conditions.

Palavras-chave: CBERS-2, morphology, lacunarity, inhabitability, morfologia, lacunaridade, habitabilidade.

Ultimamente, as significativas melhorias das imagens de sensoriamento remoto têm oferecido uma melhor representação de padrões morfológicos intra-urbanos. No entanto, imagens de alta resolução espacial apresentam uma grande quantidade de ruídos espectrais, dificultando a discriminação de objetos. A análise de informações texturais das imagens é uma alternativa para esse problema. Dentro desse contexto, o presente artigo verifica as possibilidades das imagens CBERS-2 na diferenciação de padrões morfológicos de áreas urbanas com diferentes condições de habitabilidade. Inicialmente, as informações espectrais de uma imagem CBER-2 são realçadas e classificadas em dois grupos: espaços ocupados e não-ocupados. Em seguida, as informações texturais da imagem binária classificada são calculadas por um algoritmo de caixas deslizantes. Finalmente, os valores de lacunaridade obtidos são comparados com os valores de um Indicador de Habitabilidade (IH) construído a partir de variáveis do Censo Demográfico 2000. Os resultados obtidos revelam que, em geral, os espaços não-ocupados ficam mais bem distribuídos em áreas urbanas com melhores condições de habitabilidade.

1. Processamento das informações espectrais de imagem CBERS-2

Nessa análise dos padrões morfológicos intra-urbanos foram utilizadas imagens do satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres 2 (China-Brazil Earth Resources Satellite - CBERS-2), disponibilizadas gratuitamente pelo endereço eletrônico: www.obt.inpe.br/catalogo. Em consulta ao catálogo, em 20 de maio de 2006, foram identificadas 35 cenas do sensor CCD que cobrem a cidade do Recife (Brasil), obtidas entre 4 de dezembro de 2003 e 10 de abril de 2006. Cada uma dessas cenas abrange uma região com aproximadamente 113 km x 113 km e estão referenciadas à órbita 146 e ao ponto 109 do mosaico de imagens do CBERS-2. Foi escolhida a cena obtida em 19 de agosto de 2005 às 12 horas, 36 minutos e 20 segundos, por apresentar a menor cobertura de nuvens na área urbana analisada.

A imagem CCD do CBERS-2 apresenta resolução espacial de 20 metros e 5 bandas espectrais: azul (0,45-0,52 μm), verde (0,52-0,59 μm), vermelho (0,63-0,69 μm), infra-vermelho próximo (0,77-0,89 μm) e pancromática (0,51-0,73 μm). Essa imagem foi registrada, realçada e classificada por meio de técnicas de processamento disponíveis no *software* SPRING.

O registro da imagem foi realizado com o auxílio da carta de Nucleação-Centro elaborada pela FIDEM em 1997, que está georreferenciada ao sistema de projeção Universal Transversa de Mercator (UTM) e ao South American Datum de 1969 (SAD-69), em escala 1:20.000. Foram escolhidos 9 pontos de controle considerados mais nítidos e melhor distribuídos na imagem. O erro do registro foi de 0,145 píxeis, sendo considerado desprezível para a aplicação a ser realizada. O registro foi realizado por meio de uma transformação polinomial de primeiro grau.

Após o registro, a imagem foi “recortada” da cena original considerando o atual perímetro do limite municipal. Em seguida, foi realizada uma composição colorida da imagem, associando as bandas 3, 2 e 1 às cores R, G e B, respectivamente. A esta composição foi aplicado um realce por contraste linear. Na imagem realçada foram identificadas algumas feições significativas das áreas construídas, do sistema viário, da hidrografia e da cobertura vegetal da cidade. Embora a geometria dos lotes e das edificações não estivesse visível da imagem, foi possível distinguir áreas residenciais representadas por manchas com níveis de cinza mais uniformes e homogêneos, entrecortadas por eixos viários principais, e algumas construções de grande porte, como estações de metrô, ginásios e o terminal de passageiros do Aeroporto Gilberto Freire.

Para obter um melhor discriminação de usos do solo específicos, foi realizada uma análise de componentes principais das bandas 2, 3 e 4 da imagem recortada e as imagens foram submetidas a um aumento de contraste, de modo que todas elas apresentassem uma mesma variância de níveis de cinza. A combinação das componentes principais nas bandas espectrais 2, 3 e 4 gerou uma composição colorida em falsa-cor (figura 1) que, praticamente, não possuem tons de cinza por não haver correlação entre as bandas, mas apenas cores espectrais puras e intensamente saturadas.

Para a classificação da imagem foi utilizado o algoritmo de Máxima Verossimilhança. Na etapa de treinamento foram selecionadas 50 amostras representativas dos píxeis em tons de amarelo na imagem realçada que correspondem às áreas predominantemente ocupadas por habitações. Em seguida, o algoritmo foi rodado considerando 5 diferentes limiares de aceitação: 75%, 90%, 95%, 99% e 99,9%. O melhor resultado foi obtido com o limiar de 95%. Com este limiar, 5% dos píxeis selecionados na etapa de treinamento foram rejeitados, sendo considerados erros de classificação.

Na análise de cada uma das 50 amostras selecionadas, verificou-se que 35 apresentaram nenhuma rejeição, 5 menos de 25% de rejeição e 10 mais de 25% de rejeição. Estas últimas foram eliminadas e a classificação foi realizada, obtendo-se um desempenho médio de 92,64%, uma abstenção média de 7,35% e uma confusão média de apenas 0,01%.

A imagem classificada está apresentada na figura 2. Os píxeis pretos são denominados de “píxeis de interesse” e correspondem as áreas da imagem classificadas como “ocupada”, os píxeis brancos são chamados de “vazios” e representam as áreas da imagem classificadas como “não-ocupadas”. Os agrupamentos mais rarefeitos de píxeis de interesse caracterizam as áreas urbanas onde predominam edifícios altos “soltos” no lote e um traçado viário muito permeável, com quadras curtas delimitadas por vias largas e regulares. Com isso, apesar dessas áreas terem alta densidade construtiva e populacional, configuram no plano da imagem como áreas de baixa densidade de ocupação. Os agrupamentos mais densos de píxeis de interesse caracterizam as áreas urbanas densamente construídas, que possuem ruas estreitas e becos.

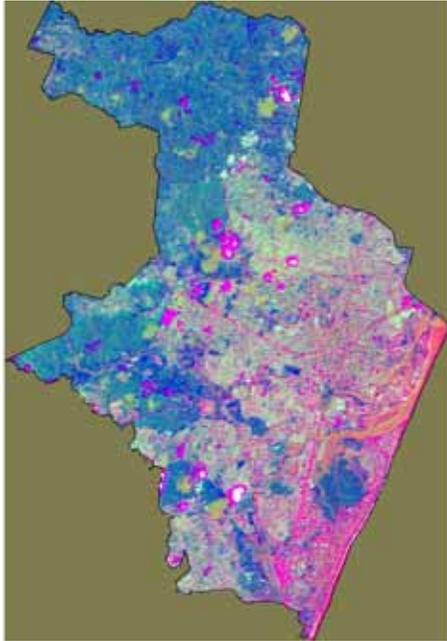


Figura 1

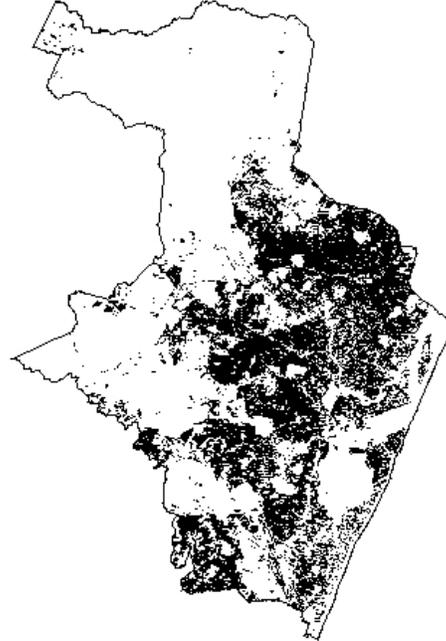


Figura 2

Figura 1: Composição colorida 3/4/2 em RGB gerada a partir de realce por Componentes Principais
 Figura 2: Imagem binária classificada por Máxima Verossimilhança

2. Análise das informações texturais da imagem CBERS-2 classificada

A análise das informações texturais da imagem CBERS-2 classificada foi realizada mediante a aplicação de medida baseada no conceito de *lacunaridade*. Esse conceito foi originalmente introduzido por Mandelbrot (1982) para descrever e quantificar o desvio de objetos fractais de sua invariância translacional. O termo provém do latim “lacuna” que significa “vazio”, e está relacionado com a distribuição dos píxeis da imagem que não constituem os objetos de interesse (Plotnick et al, 1996).

Medidas baseadas em lacunaridade têm sido utilizadas no sensoriamento remoto, devido à sua habilidade em distinguir diferentes padrões de textura em imagens (Henebry; Kux, 1995; McIntyre; Wiens, 2000), tendo se mostrado eficientes na melhoria da acurácia nos métodos de segmentação (Du; Yeo, 2002) e classificação de imagens de áreas urbanas (Myint; Lam, 2005). Além disso, essas medidas têm revelado a possibilidade de distinguir padrões morfológicos entre favelas e não-favelas, e entre favelas com diferentes padrões de parcelamento, densidade e níveis de urbanização (Barros Filho; Sobreira, 2005), assim como também têm sido aplicadas para distinguir imagens urbanas binárias provenientes de diferentes fontes (mapas cadastrais e fotografias aéreas) e com diferentes limiares de classificação (Barros Filho; Alves Júnior, 2005).

O algoritmo das Caixas Deslizantes, proposto por Allain e Cloitre (1991), é um dos mais utilizados para calcular a lacunaridade de uma imagem. De acordo com esse algoritmo, inicialmente, uma caixa de tamanho r “desliza” sobre uma imagem, registrando a massa da caixa S , que é obtida pela contagem do número de píxeis dentro da caixa em cada “parada” do processo de deslizamento. Depois, o tamanho da caixa é ampliado com a adição de novos píxeis, e o mesmo procedimento é repetido para cada tamanho de caixa, até que o tamanho de caixa seja igual ao tamanho total da imagem. O valor de lacunaridade L de um caixa com tamanho r pode ser calculado pela média $E(S)$ e a variância $Var(S)$ das massas das caixas:

$$L(r) = 1 + (\text{Var}(S)/E^2(S))$$

Os valores de lacunaridade variam entre 1 e o infinito. Valores iguais a 1 indicam que não existem vazios em um padrão espacial, ou que os seus vazios estão uniformemente dispersos em uma dada escala. Valores diferentes de 1 indicam uma não-uniformidade na distribuição dos vazios. Assim, quanto menor o valor de lacunaridade, mais bem distribuídos estarão os vazios.

No presente artigo, a lacunaridade é empregada como uma medida para descrever os padrões morfológicos do Recife ao longo das escalas e verificar a relação desses padrões com as condições de habitabilidade dentro da cidade, ou seja, testar a hipótese de que existe uma correlação entre os seus padrões sociais e morfológicos intra-urbanos.

A análise de lacunaridade foi realizada a partir da sobreposição de uma grade com 1.666 células de 25 por 25 píxeis (500 por 500 metros) à imagem classificada por Máxima Verossimilhança (**figura 3**). O número de linhas e colunas, assim como as coordenadas da grade foram ajustadas de maneira que a mesma cobrisse a maior parte da imagem, e os perímetros das células coincidisse com os limites dos píxeis da imagem.

Das 1.666 células da grade, verificou-se que: (i) 1.054 células não possuíam píxeis de interesse, não sendo possível calcular seus respectivos valores de lacunaridade; (ii) 55 células localizavam-se em áreas sombreadas ou cobertas por nuvens, modificando a textura das imagens; e (iii) 252 células localizavam nas “bordas” de grandes vazios urbanos, não sendo possível obter valores de lacunaridade para todos os tamanhos de caixas. Assim, restaram 305 células que foram consideradas da metodologia proposta (**figura 4**).

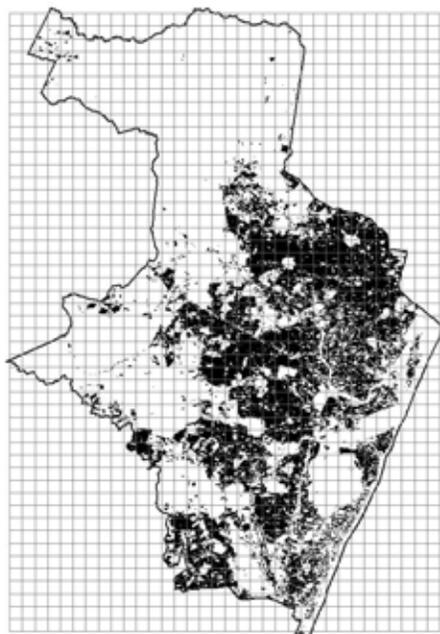


Figura 3

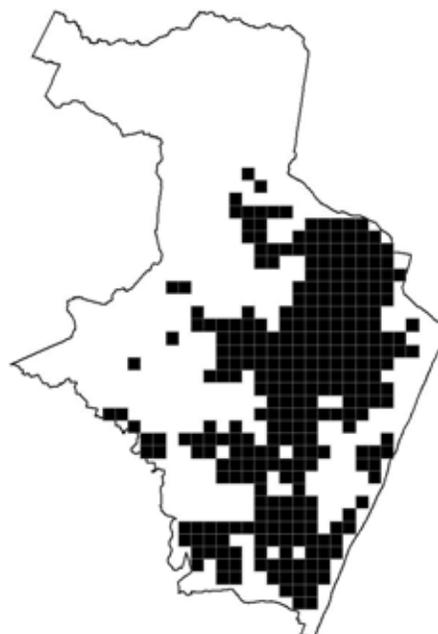


Figura 4

Figura 3: Imagem classificada por Máxima Verossimilhança com a grade com células de 25 por 25 píxeis

Figura 4: Células da grade selecionadas para a análise de lacunaridade

A lacunaridade de cada uma das 305 células foi calculada pelo método das Caixas Deslizantes implementado no *software* FRACLAC. O algoritmo foi programado para calcular 11 tamanhos r de caixas deslizantes, sendo a menor caixa com tamanho de um píxel e as caixas subsequentes progressivamente ampliadas em um píxel em cada dimensão. Desse modo, a caixa maior ficou com tamanho de 11 por 11 píxeis, representando 45% da dimensão linear M da célula (25 píxeis).

Para cada uma dos 305 células selecionadas foi calculada a lacunaridade média (L_m) que representa a média aritmética dos valores de lacunaridade obtidos nos 11 diferentes tamanhos de caixas deslizantes de cada célula. Esta medida fornece um valor único para todos os tamanhos de caixas, possibilitando uma comparação direta dos padrões espaciais entre diferentes células, e é expressa pela seguinte equação:

$$L_m = \{L(1) + L(2) + \dots + L(11)\} / 11$$

3. Espacialização das condições de habitabilidade no Recife

A espacialização das condições de habitabilidade no Recife consistiu de três etapas básicas: (i) construção do Indicador de Habitabilidade (IH) a partir de dados do Censo Demográfico de 2000; (ii) análise exploratória do IH; e (iii) interpolação dos valores do IH.

O IH sintetiza, em um único valor numérico, as condições de habitação em cada setor censitário do Recife (Barros Filho, 2000). Esse indicador é composto por dois conjuntos de índices. O primeiro caracteriza as condições de saneamento e de ocupação, assim como a tipologia dos domicílios de cada setor censitário. O segundo refere-se às condições de renda, educação e longevidade da população de cada setor. Para a construção desse indicador, foram utilizadas 99 das 520 variáveis do questionário do universo do Censo Demográfico de 2000. O valor do IH varia entre 0 e 1. Quanto mais alto for esse valor, melhores serão as condições de habitabilidade do setor analisado.

A análise exploratória verificou as estatísticas da distribuição, a presença de valores extremos e a ausência de estacionariedade no conjunto de dados referentes ao IH. Os resultados obtidos mostraram que os valores do IH ficam próximos de uma distribuição gaussiana.

O próximo passo consistiu na aplicação de um método de interpolação por Krigagem Ordinária. A interpolação foi realizada no módulo geostatístico implementado na versão 4.2 do Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas (SPRING), *software* de domínio público desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) (Câmara et al, 1996). Inicialmente, cada um dos 1.202 polígonos dos setores censitários do Recife foi convertido em pontos amostrais correspondentes ao seu respectivo centróide e cada amostra foi associada ao valor do IH de seu referente setor. O mapa resultante está ilustrado na **figura 5**.

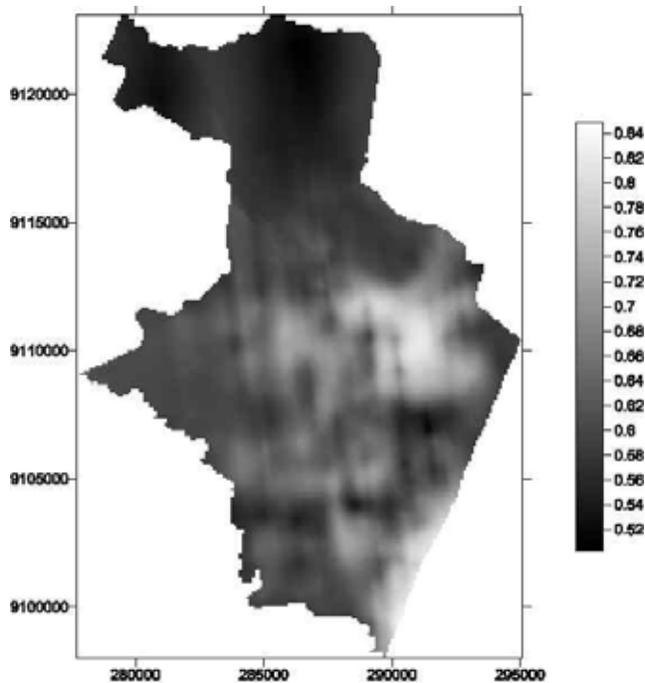


Figura 5: Valores do IH interpolados por Krigagem Ordinária.

4. Comparando padrões morfológicos com padrões de habitabilidade

Para verificar se existe uma correlação entre padrões morfológicos e sociais no Recife, é preciso que os valores de Lm e do IH estejam associados às mesmas unidades espaciais de referência. Para isso, foi criado um programa em Linguagem Especial para Geoprocessamento Algébrico (LEGAL) no SPRING, utilizando o operador MediaZonal. Esse programa permitiu identificar a média dos valores do IH da superfície interpolada por Krigagem Ordinária dentro de cada uma das 305 células selecionadas no item anterior.

Em seguida, os valores médios do IH das células selecionadas foram classificados em cinco intervalos pelo método de Quebra Natural, cuja descrição e valores estão apresentados no **quadro 1**, abaixo.

Quadro 1: Descrição e intervalo de valores das classes de IH

Classe	Descrição	Intervalo de valores
IH-MB	Índice de Habitabilidade Muito Baixo	$0,540 \leq x < 0,611$
IH-B	Índice de Habitabilidade Baixo	$0,611 \leq x < 0,650$
IH-M	Índice de Habitabilidade Moderado	$0,650 \leq x < 0,690$
IH-A	Índice de Habitabilidade Alto	$0,690 \leq x < 0,744$
IH-MA	Índice de Habitabilidade Muito Alto	$0,744 \leq x < 0,816$

A comparação da média e do coeficiente de variação dos valores de Lm em cada uma das 5 classes de valores do IH (**figura 6**) revela uma tendência dos valores de lacunaridade nas células selecionadas decaírem e ficarem mais homogêneas à medida que as suas condições de habitabilidade aumentam.

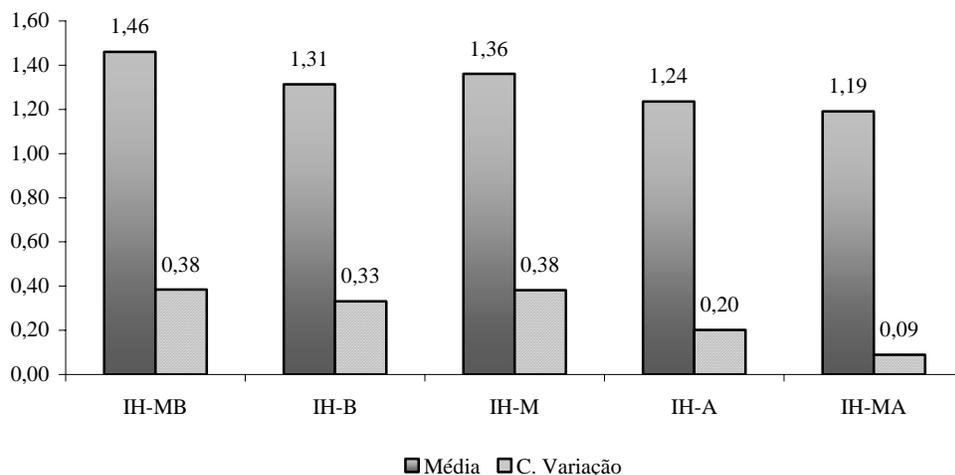


Figura 6: Médias e Coeficientes de Variação dos valores de Lm nas 5 classes de valores do IH

Considerando esses resultados, é possível concluir que existe uma significativa correlação entre padrões sociais e morfológicos no Recife. Em média, as áreas com melhores condições de habitabilidade da cidade apresentam valores de lacunaridade mais baixos que as áreas com piores condições.

Esta tendência pode ser explicada em razão das áreas com melhores condições de habitabilidade apresentarem, em geral, espaços não-ocupados (como vias e praças) mais bem distribuídos que nas áreas com piores condições de habitabilidade. Os pequenos espaços vazios, muito comuns em áreas com piores condições de habitabilidade (como pátios e becos), não são, geralmente, detectados na imagem binária gerada a partir de imagem CBERS-2 com 20 metros de resolução espacial.

Desse modo, apenas aqueles espaços não-ocupados iguais ou maiores que 20 metros conseguem ser identificados na imagem. Tais espaços são, em geral, pouco frequentes em áreas urbanas com baixas condições de habitabilidade, como favelas e assentamentos informais espontâneos, ficando os seus valores de lacunaridade mais elevados que nas áreas formais da cidade, cujas edificações tendem a seguir os parâmetros urbanísticos (como taxas de ocupação e recuos) previstos na Lei de Uso e Ocupação do Solo em vigor.

Referências

Allain, C. ; Cloitre, M. Characterizing the lacunarity of random and deterministic fractal sets. **Physics Review A**, New York (US), n.44, p. 3552-3558, 1991.

Barros Filho, M. N. M. **A especificidade da heterogeneidade socio-espacial urbana**: O caso da ZEIS Torrões na Cidade do Recife. 2000. 158 p. Dissertação (Mestrado em Desenvolvimento Urbano) – Departamento de Arquitetura e Urbanismo, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2000.

Barros Filho, M. N. M.; Alves Júnior, S. Multiscale measurements of fragmented cities: enhancing urban analysis through lacunarity based measures. In: **GEOCOMPUTATION INTERNATIONAL CONFERENCE**, 2005, Michigan. **Anais....** Michigan (Estados Unidos): Universidade de Michigan, 2005. 1 CD-ROM.

Barros Filho, M. N. M., Sobreira, F. A. Assessing texture pattern in slums across scales: an unsupervised approach. In: **CASA Working Paper**, Centre for Advanced Spatial Analysis, University College London, Londres, n. 87, 2005. Disponível em: < http://www.casa.ucl.ac.uk/working_papers/paper87.pdf >. Acesso em: 16 ago. 2006.

Câmara, G. et al. **SPRING: integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling**. **Computers & Graphics**, ano 20, v. 3, p. 395-403, May-Jun 1996.

CBERS-2: **Imagem de satélite**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2005. Disponível em:< http://www.cbears.inpe.br/pt/programas/p_imagens.htm >. Acesso em: 9 set. 2005.

Du, G.; Yeo, T.S. A novel lacunarity estimation method applied to SAR image segmentation. **IEES Transitions on Geoscience and Remote Sensing**, S.l., v. 40, n. 12, 2002.

Henebry, G. M. ; Kux, H. J. H. Lacunarity as a texture measure for SAR imagery. **International Journal of Remote Sensing**, S.l. , n. 16, p. 565-571, 1995.

Mandelbrot, B.B. **The fractal geometry of nature**. New York: Freeman, 1982.

McIntyre, N. E. ; Wiens, J. A. A novel use of the lacunarity index to discern landscape function. **Landscape Ecology**, Dordrecht (NL), n.15, p.313-321, 2000.

Myint, S. W., Lam, N. A study of lacunarity-based texture analysis approaches to improve urban image classification. **Computer, Environment and Urban Systems**, S.l., n. 21, p. 501-523, 2005.

Plotnick, R. et al. Lacunarity analysis: a general technique for the analysis of spatial patterns. **Physical Review**, New York (US), v. 55, n.5, p. 5461-5468, 1996.