

Análise da complexidade de texturas em imagens urbanas utilizando dimensão fractal

André R. Backes¹, Adriana B. Bruno¹, Mauro N. Barros Filho², Odemir M. Bruno¹

¹Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação
Universidade de São Paulo
Caixa Postal 667 – 13.560-970 – São Carlos – SP – Brazil

²Departamento de Arquitetura e Urbanismo
Faculdade de Ciências Humanas ESUDA
Rua Bispo Cardoso Ayres, S/N – 50.050-090 – Recife – PE – Brazil

backes@icmc.usp.br, adriana@arstechnica.com.br,
bruno@icmc.usp.br, mbarrosfilho@gmail.com

Abstract. *This paper presents a study of the correlation between Fractal Dimension and urban morphological patterns. In remote sensing images, the urban morphological patterns are represented by complex interations of different surfaces, and each surface corresponds to a kind of texture. In this work, Fractal Dimension measures are applied to estimate the texture in remote sensing images from some urban areas, in order to permit a classification of their morphological patterns.*

Resumo. *Este artigo apresenta um estudo sobre a correlação entre Dimensão Fractal e os padrões morfológicos urbanos. Em imagens de sensoriamento remoto, os padrões morfológicos urbanos são representados por complexas interações de diferentes superfícies, e cada superfície corresponde a um tipo de textura. Neste trabalho é realizada a comparação de duas metodologias para a estimativa da Dimensão Fractal em texturas de imagens de sensoriamento remoto, de modo a verificar qual abordagem melhor se adequa à análise urbana.*

1. Introdução

A morfologia urbana é resultante de um complexo arranjo espacial de edificações, lotes, quadras e vias. Esse arranjo varia em função das características físico-ambientais e sócio-econômicas existentes na cidade, e da dinâmica do processo de uso e ocupação do solo urbano. Diante desta complexidade, a análise da morfologia urbana tem sido, predominantemente, conduzida de modo subjetivo, sendo incapaz de oferecer medidas quantitativas que possam descrevê-la, de modo mais preciso.

Com os recentes avanços tecnológicos, imagens de sensoriamento remoto têm sido cada vez mais utilizadas em mapeamentos e estudos urbanos. Imagens de satélite apresentam ampla cobertura, atualizações freqüentes e baixo custo, sendo uma rica fonte de informações para a análise da morfologia urbana. Porém, imagens de áreas urbanas são resultantes de uma complexa interação entre diferentes superfícies, dificultando a análise de padrões morfológicos urbanos com valores diversos de reflectância espectral.

Assim, o uso de informações texturiais pode auxiliar no aprimoramento da classificação de imagens.

Texturas são padrões visuais caracterizados pela repetição, seja exata ou com pequenas variações, de entidades ou sub-padrões, que representam características físicas, como brilho e cor, da superfície de um objeto [Ebert et al. 1994, Rosenfeld and Kak 1982]. Texturas descrevem uma grande quantidade de informações sobre uma imagem [Tuceryan and Jain 1993, Julesz 1975], sendo muito utilizadas no reconhecimento e classificação de padrões espaciais [Tuceryan and Jain 1993]. No entanto, apesar de seu amplo uso e importância, a textura é um termo intuitivo, e que carece de uma definição mais precisa ou formal [Ebert et al. 1994, Emerson et al. 1999].

Em processamento de imagens e visão computacional, existem diversas abordagens para a análise de texturas, como: Campo Aleatório de Markov [Li 1995, Giordana and Pieczynski 1997], Redes Neurais [Teke and Atalay 2006], Wavelet [Unser 1995], momentos Invariantes [Gonzales and Woods 1992] e a Dimensão Fractal [Chen and Bi 1999, Kaplan 1999, Chaudhuri and Sarkar 1995].

Neste trabalho, é utilizada a Dimensão Fractal [Chaudhuri and Sarkar 1995, Coelho and COSTA 1995] para estimar o grau de complexidade da textura de imagens de satélite obtidas pelo Google Earth de diferentes áreas urbanas da cidade de São Carlos (SP). Será realizada uma análise comparativa entre duas abordagens para estimar a dimensão fractal: uma aplicada em imagens binárias e outra em níveis de cinza, verificando as vantagens e desvantagens dos métodos. A seguir, o método e sua implementação são discutidos.

2. Metodologia

A metodologia proposta está dividida em 2 partes. A primeira consiste na seleção de imagens. A segunda envolve a aplicação de dois algoritmos para estimar a dimensão fractal. Essas partes são detalhadas a seguir.

2.1. Seleção das imagens

As imagens das áreas urbanas de São Carlos foram selecionadas em função de dois critérios: (i) distância ao centro da cidade; e (ii) altitude de observação. O primeiro critério foi definido devido à forte correlação entre padrões morfológicos urbanos e a densidade construtiva. As áreas periféricas estão sujeitas a um processo de ocupação mais rarefeito que as áreas centrais da cidade. O segundo critério foi estabelecido em razão das imagens obtidas em diferentes altitudes apresentarem distintos níveis de detalhamento e, conseqüentemente, de complexidade. Neste trabalho foi utilizada a altitude de 15.000 pés, considerando a comparação de diferentes altitudes realizada por Backes et al. [Backes et al. 2007].

Inicialmente, a cidade de São Carlos (SP) foi dividida em 5 anéis concêntricos, delimitando regiões a partir do marco central da cidade de São Carlos (Praça Praça Dom José Marcondes Homem de Mello). Em seguida foram selecionadas duas amostras de imagens de 200x200 píxeis contidas em cada anel. As regiões utilizadas para extrair as imagens está apresentada na Figura 1.

2.2. Estimativa da Dimensão Fractal

A Dimensão Fractal pode ser definida como uma medida da complexidade de objetos. Aplicada a texturas, ela permite quantificar a complexidade da organização de seus pixels, onde este nível de complexidade está diretamente relacionado com o aspecto visual, bem como, com a homogeneidade da textura. Assim, a Dimensão Fractal permite quantificar uma textura em termos de homogeneidade, possibilitando sua comparação com outras texturas [Chaudhuri and Sarkar 1995].

Neste trabalho foram utilizadas duas abordagens para aferir a dimensão fractal de imagens: dimensão fractal de bouligand-minkowski aplicada em imagens binárias [Plotze et al. 2005, Tricot 1995] e BoxCounting volumétrico, aplicado em imagens de nível de cinza [Backes and Bruno 2006, Backes et al. 2007]. A diferença fundamental entre as duas abordagens é considerar a profundidade das imagens, ou seja considerar as informações das imagens binárias ou as imagens de níveis de cinza. A estimativa da dimensão fractal em imagens binárias é uma abordagem clássica da literatura, apresentando uma série de métodos. Na primeira abordagem, foi adotado o bouligand-minkowski (considerado por Tricot como o mais preciso [Tricot 1995]) na sua versão multiescala [Plotze et al. 2005]. E na segunda abordagem foi utilizado a versão multiescala do algoritmo de Boxcounting adaptado para níveis de cinza, sendo o seguinte conjunto de caixas considerado: $\{1, 14, 27, 40, 53\}$.

3. Resultados

Conforme já comentado, a diferença fundamental entre os métodos analisados é a profundidade das imagens. A Figura 2 apresenta as imagens em níveis de cinza e binárias, com um exemplo de cada classe utilizada no experimento, note que as letras são correspondentes as regiões da Figura 1. As imagens binárias foram obtidas por meio do método de binarização ou limiarização [Gonzales and Woods 1992], que consiste em discretizar os níveis de cinza em duas classes. Foi utilizado o método de binarização automático de Otsu [Otsu 1979].

Observando as imagens de níveis de cinza e binárias, pode ser notado que as imagens binárias não contemplam toda a riqueza de detalhes presentes nos níveis de cinza.

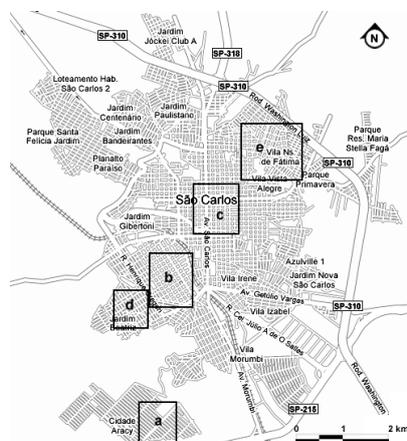


Figura 1. Mapa da cidade e respectivas localizações das imagens das áreas usadas no experimento.

Em algumas regiões (Figura 2(a)) ocorre a presença de regiões homogêneas na imagem binária, na qual o seu correspondente nas imagens de níveis de cinza são heterogeneidade e complexidade. Deste modo, como é de se esperar, uma técnica que explore diretamente as imagens em níveis de cinza deverá obter uma melhor performance.

Os resultados preliminares obtidos com os dois algoritmos utilizados para estimar a dimensão fractal das imagens selecionadas são apresentados nas Figura 3(a) e Figura 3(b). Uma vez que o gráfico da figura da esquerda é relacionada a uma imagem binária, ou seja um plano, ele apresenta uma variação da dimensão fractal entre 1 e 2 (Espaço 2D). Já o da direita, apresenta uma variação entre 2 e 3, relativa ao espaço 3D por se tratar de uma técnica volumétrica [Backes and Bruno 2006].

Como pode ser observado, o método de estimativa de minkowski em imagens binárias, não conseguiu separar adequadamente as classes do experimento, conforme exhibe o gráfico da Figura 3(a). Note ainda, neste gráfico, que existe apenas uma curva diferenciada, ela é correlacionada a uma imagem que apresenta uma grande região homogênea na imagem binária, não correspondente a imagem original. Como mostra os gráficos da Figura 3(b) o método de BoxCounting, conseguiu separar adequadamente as classes de imagens do experimento. Observe que todos os pares correspondentes apresentam o mesmo tipo de padrão no gráfico.

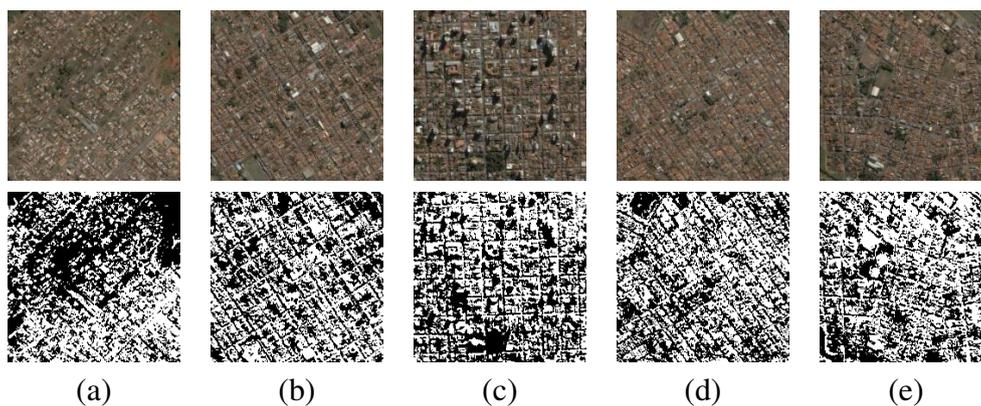


Figura 2. Imagens de satélite de diferentes áreas obtidas a 15000 pés de altitude. Parte superior, imagens em níveis de cinza. Parte inferior, imagens binárias

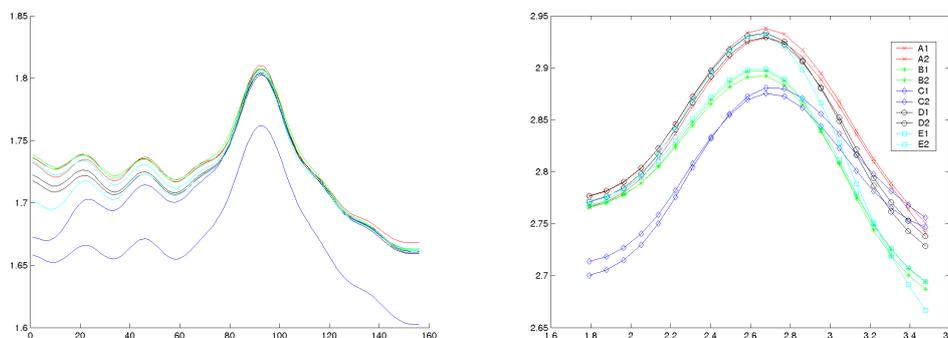


Figura 3. Curvas de dimensão fractal. (a) Minkowski e (b) Boxcounting volumétrico

A Figura 4 apresenta o mapa da cidade de S. Carlos, com anéis concêntricos e suas respectivas dimensões fractais aferidas pelo método BoxCounting volumétrico. Percebe-se que, à medida que se afasta do centro da cidade, o valor da Dimensão Fractal aumenta. Esse aumento da complexidade indica uma maior heterogeneidade dessas áreas, ou seja, a organização das estruturas morfológicas nessas regiões apresentam um padrão mais caótico, menos regular ou homogêneo. Nota-se também que as áreas vizinhas ou que estejam a uma distância aproximadamente igual do centro da cidade apresentam valores de complexidade parecidos, logo a organização de suas estruturas morfológicas é semelhante. Isso é corroborado pelo fato de áreas centrais das cidades serem alvo de maior número de benfeitorias, portanto melhor estruturadas, e de não sofrerem de processos de ocupação espontâneos ou informal.

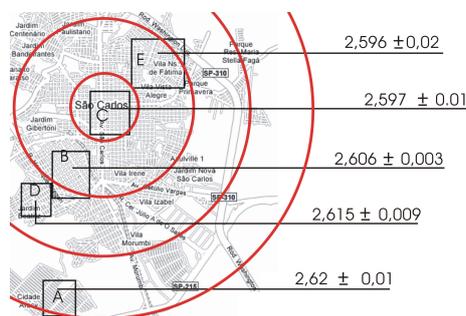


Figura 4. Anéis concêntricos, apresentando as regiões de mesma distância do marco central da cidade e sua Dimensão Fractal.

4. Conclusão

Neste trabalho foi apresentado um estudo sobre a utilização do método de estimativa de Dimensão Fractal na análise de características morfológicas de imagens de satélite de áreas urbanas, cuja interação resulta em padrões de texturas complexos. Por meio da Dimensão Fractal é possível quantificar a complexidade dessa textura e, conseqüentemente, estimar o nível de desenvolvimento urbano de uma determinada área, permitindo a sua comparação com demais regiões de uma mesma cidade. Os resultados demonstraram que existe correlação entre o nível de complexidade e os padrões morfológicos das áreas urbanas analisadas, evidenciando o grande potencial dessa técnica na descrição e classificação de padrões morfológicos urbanos, sendo uma ferramenta valiosa para auxiliar no planejamento e gestão de cidades.

5. Agradecimentos

Odemir M. Bruno agradece ao CNPq (Procs. #303746/2004-1 e #504476/2007-6) e a FAPESP (Proc. #06/54367-9). André R. Backes agradece a FAPESP (Proc. #06/54367-9) pelo apoio financeiro ao doutorado. Adriana B. Bruno agradece ao CNPq (Proc. #110763/2007-6) pelo apoio financeiro à iniciação científica. Mauro Barros Filho agradece à Faculdade de Ciências Humanas ESUDA.

Referências

Backes, A. R., Bruno, A. B., Filho, M. N. B., and Bruno, O. M. (2007). Dimensão fractal aplicada em imagens de satélite de áreas urbanas (to appear). *III Workshop de Visão Computacional*.

- Backes, A. R. and Bruno, O. M. (2006). Segmentação de texturas por análise de complexidade. *INFOCOMP Journal of Computer Science*, 5(1):87–95.
- Chaudhuri, B. B. and Sarkar, N. (1995). Texture segmentation using fractal dimension. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 17(1).
- Chen, Y. Q. and Bi, G. (1999). On texture classification using fractal dimension. *IJPRAI*, 13(6):929–943.
- Coelho, R. C. and COSTA, L. F. (1995). The box-counting fractal dimension: Does it provide an accurate subsidy for experimental shape characterization? if so, how to use it? In *Anais do Sibgrapi 95*, pages 183–191.
- Ebert, D., Musgrave, K., Peachey, D., Perlin, K., and Worley (1994). *Texturing and Modeling: A Procedural Approach*. Academic Press.
- Emerson, C. W., Lam, N. N., and Quattrochi, D. A. (1999). Multi-scale fractal analysis of image texture and patterns. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65(1):51–62.
- Giordana, N. and Pieczynski, W. (1997). Estimation of generalized multisensor hidden markov chains and unsupervised image segmentation. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (5):465–475.
- Gonzales, R. C. and Woods, R. (1992). *Digital Image Processing*. Addison Wesley.
- Julesz, B. (1975). Experiments in the visual perception of texture. *Scientific American*, 232(4):34–43.
- Kaplan, L. M. (1999). Extended fractal analysis for texture classification and segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 8(11):1572–1585.
- Li, S. Z. (1995). *Markov Random Field Modeling in Computer Vision*. Springer-Verlag.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from grey-level histograms. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1):62–66.
- Plotze, R. O., Falvo, M., Pádua, J. G., Bernacci, L. C., Vieira, M. L. C., Oliveira, G. C. X., and Bruno, O. M. (2005). Leaf shape analysis using the multiscale minkowski fractal dimension, a new morphometric method: a study with passiflora (passifloraceae). *Canadian Journal of Botany*, 83(3):287–301.
- Rosenfeld, A. and Kak (1982). *Digital Picture Processing Vol. 2*. Academic Press, Orlando.
- Teke, A. and Atalay, V. (2006). Texture classification and retrieval using the random neural network model.
- Tricot, C. (1995). *Curves and Fractal Dimension*. Springer-Verlag, New York.
- Tuceryan, M. and Jain, A. K. (1993). Texture analysis. *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, pages 235–276.
- Unser, M. (1995). Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Trans. Image Processing*, 4(11):1549–1560.