

O uso de imagens de satélite de alta resolução espacial - GeoEye na identificação da arborização urbana

Mayssa Mascarenhas Grise^{1,2,3}

Hideo Araki^{1,5}

Daniela Biondi^{1,2,4}

¹ Universidade Federal do Paraná - UFPR

² Av. Pref. Lothário Meissner, 900 - 80210-170 - Curitiba - PR, Brasil

³ mayssagrise@ibest.com.br

⁴ dbiondi@ufpr.br

⁵ haraki@ufpr.br

Abstract.

Geospatial tools such as Remote Sensing (RS) and Geographic Information System (GIS) can provide, in a short time, extensive spatial data information from which urban forestry can be identified, quantified, qualified and analyzed for their spatial distribution in the city. The objective of this study was to verify the availability of using remote sensing techniques in high spatial resolution integrated with the concepts and methodologies of landscape ecology, with the purpose to provide spatial information as a base for the land use planning in urban area. The study area was defined as the Santo Inácio district, located in the Regional Santa Felicidade in Curitiba City - Paraná state, Brazil. With GeoEye-1 sensor images, were applied techniques of image enhancement, such as Normalized Difference Vegetation Index – NDVI and Principal Components, and decision tree classification technique in a programming environment (MATLAB). The district had a 57% vegetation cover area. Preliminary results demonstrated that it is possible the urban forestry identification through a high-resolution satellite image - GeoEye-1 by creating decision rules and applying them in a programming environment. Were possible to identify more precisely a specified urban forestry typology - the green area. With refinements in the used techniques might be possible to identify others urban forestry types like particular green areas and street trees.

Palavras-chaves: remote sensing, decision tree, vegetation, sensoriamento remoto, árvore de decisão, vegetação.

1. Introdução

As imagens de sensores remotos, como fontes de dados da superfície terrestre, são cada vez mais utilizadas na elaboração e atualização de diferentes tipos de mapas (Florenzano, 2011). O mapeamento sistemático, realizado com o aporte das geotecnologias, é um importante instrumento para o entendimento da espacialidade dos componentes urbanos. A espacialização dos tipos de cobertura do solo e dos valores de densidade demográfica permite o entendimento das formas de ocupação do solo, e dos locais que carecem de infraestrutura e investimentos. A localização das áreas verdes indica quais lugares estão sendo beneficiados por suas funções (Caporosso; Matias, 2008).

Recentes avanços na aquisição, processamento e análise de imagens digitais da superfície terrestre, tem tornado possível quantificar os padrões e dinâmicas das paisagens urbanas permitindo uma compreensão do crescimento urbano, da evolução da paisagem e das mudanças ambientais (Christopher, 2005). Ferramentas geoespaciais como o Sensoriamento Remoto (SR) e o Sistema de Informação Geográfica (SIG) podem fornecer, em pouco tempo e de maneira extensa, dados espaciais a partir dos quais a arborização urbana pode ser identificada, quantificada, qualificada e analisada quanto a sua distribuição espacial na cidade.

As imagens de satélite de alta resolução espacial, como IKONOS e WorldView tem se mostrado eficientes na extração de informações da cena, atingindo um alto nível de detalhamento (Fernandes, 2005), sendo usadas na identificação e mapeamento das árvores e florestas urbanas (Pu; Landry, 2012). O sensor GeoEye-1, lançado em setembro de 2008, possui resolução espacial nominal de 0,41 m no modo pancromático e de 1,65 m no modo multiespectral (GeoEye, 2012).

As áreas urbanas têm aumentado nas últimas décadas (UNFPA, 2007). Na medida em que as cidades crescem e tornam-se superpopulosas, multiplicam-se os problemas relacionados à falta de planejamento, estrutura e gestão para suportar tamanha demanda por espaço e recursos. Isto leva a uma deterioração ostensiva das condições urbano-ambientais em termos de impacto sobre a água, o solo, o ar e as áreas verdes (PNUMA/UN-HABITAT, 2004). Em contrapartida, amplia-se a consciência mundial a respeito da importância das áreas verdes na qualidade do meio ambiente e da vida urbana. Está crescendo o reconhecimento de que as áreas verdes são um componente social e economicamente importante na efetividade dos planejamentos urbanos (FAO, 2007), quer por seus benefícios ecológicos, sociais ou estéticos.

As áreas urbanas são denominadas paisagens antrópicas devido à predominância e influência de componentes humanos (Biondi, 2008). São formadas basicamente por quadras e ruas entremeadas por áreas verdes, as quais são consideradas componentes centrais da estrutura da paisagem por proporcionar benefícios ecológicos, estéticos e sócio-psicológicos à população (Lang; Blaschke, 2009). Biondi (2008) caracteriza a vegetação em área urbana como arborização urbana podendo ser dividida em arborização de ruas e áreas verdes.

Muitas questões sobre a vegetação urbana podem ser tratadas rapidamente e de forma eficaz usando métodos e ferramentas geoespaciais. Em pouco tempo e em larga escala são obtidos dados espaciais a partir dos quais os atributos da vegetação urbana podem ser identificados (Ward, 2007) e assim especializados e analisados nos mais diversos aspectos.

Moll, Mahon e Mallet (1995), ressaltaram em meados da década de 90 que a “nova” tecnologia dos SIGs proporcionariam uma nova visão da arborização urbana e, assim, permitiriam a atribuição de valores nunca antes aferidos. Os autores destacaram que os SIGs permitiriam uma combinação detalhada de informações sobre as árvores e a estrutura das florestas urbanas. Fato comprovado após quase duas décadas de avanços tecnológicos.

Um planejamento urbano baseado nos padrões espaciais de configuração da paisagem pode resultar na conservação da paisagem urbana, e consequentemente, em uma convivência equilibrada dos habitantes com os componentes urbanos. A arborização urbana, quando constituída de forma planejada pode melhorar, sobretudo, a qualidade de vida da população.

A análise da paisagem urbana combinada com o sensoriamento remoto de alta resolução espacial pode ser utilizada como uma ferramenta na compreensão de padrões da arborização urbana, bem como na avaliação da quantidade, distribuição e qualidade desta na cidade.

O objetivo desta pesquisa foi verificar a viabilidade do uso de técnicas do sensoriamento remoto de alta resolução espacial integradas com os conceitos e metodologias da ecologia da paisagem, com a finalidade de gerar informações espaciais que sirvam de base para o planejamento de uso e ocupação do solo urbano.

2. Material e Métodos

2.1 Área de Estudo

O presente estudo foi realizado na cidade de Curitiba, capital do Estado do Paraná, na região sul do Brasil. O Marco Zero da cidade, localizado na Praça Tiradentes, tem as coordenadas Latitude 25° 25' 41" S e Longitude 25° 25' 41" W. A cidade ocupa uma área de 432.170.000 m² do Primeiro Planalto Paranaense, com altitude média em relação ao nível do mar de 934,6 m (IPPUC, 2012). Segundo dados do Instituto de Pesquisa e Planejamento Urbano de Curitiba (IPPUC, 2012), a arborização urbana de Curitiba é composta por 22 parques, 16 bosques, 31 núcleos ambientais, 5 reservas particulares do patrimônio natural (RPPNM), 2 jardins ambientais, 56 largos, 18 eixos de animação, 454 praças e 462 jardinetes, além de 300 mil árvores em suas vias públicas. A cobertura vegetal de todo o município, em 2004, foi estimada por Vieira (2006) em 129.940.00 m² ou 30% do seu território. Segundo a Secretaria Municipal de Meio Ambiente (SMMA, 2012), Curitiba possui uma média de área verde de 64,5 m²/hab.

A área de estudo definida foi o bairro Santo Inácio, localizado na Regional Santa Felicidade do Município de Curitiba (Figura 1). A seleção deste bairro foi devido a proximidade do mais frequentado parque da cidade – Parque Barigui.

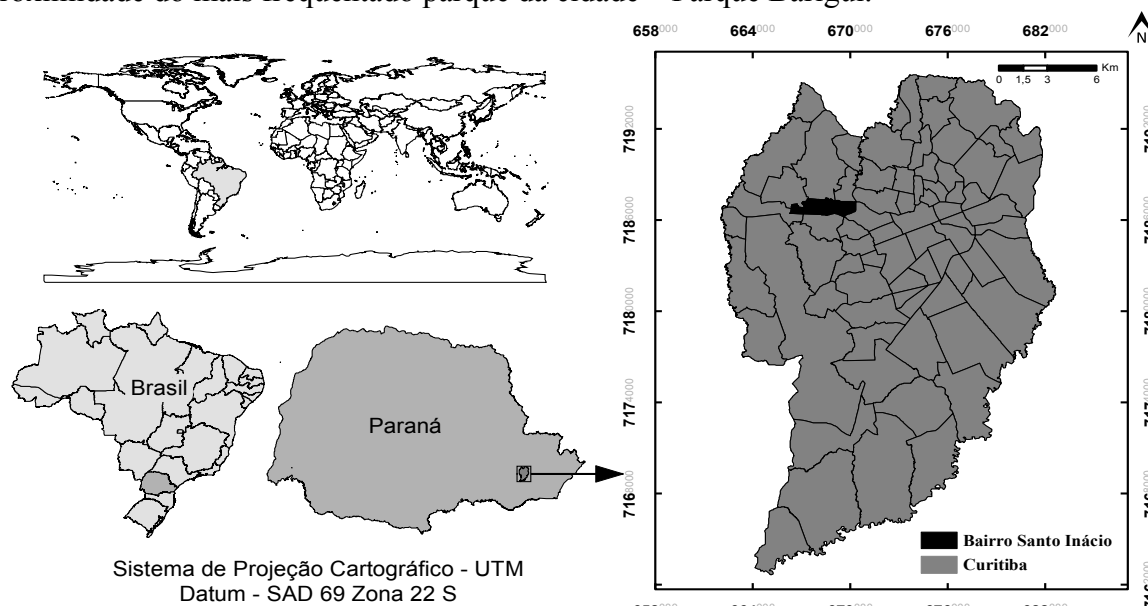


Figura 1. Localização da área de estudo – bairro Santo Inácio, Curitiba – PR, Brasil.

2.2 Base de Dados

Para realização desta pesquisa foram utilizadas imagens digitais de alta resolução espacial, do Satélite GeoEye-1. E para o processamento da imagem e dos dados obtidos, foram utilizados os seguintes softwares: ENVI 5 e MultiSpec para o processamento da imagem, MATLAB para a classificação e ArcGIS 10 para o pós-processamento da imagem.

2.2.1 Imagem Geoeye-1

As imagens do satélite GeoEye-1 foram adquiridas comercialmente da empresa Engesat. As imagens já se apresentavam Georreferenciadas, datadas de janeiro de 2009. Suas características são descritas na Figura 2.

Instituição Responsável: GeoEye	
País/Região: Estados Unidos	Altitude: 684 Km
Lançamento: 06/09/08	Inclinação: 98°
Tempo de Vida: 7 anos	Duração da Órbita: 98 min
Local de Lançamento: Vandenberg Air Force Base	Período de Revisita: 3 dias
Veículo Lançador: Delta II	Instrumentos Sensores: PAN; MS
Órbita: Heliossíncrona	Resolução espacial: 0,5m fusionada

Figura 2. Características do satélite GeoEye-1.

Fonte: Adaptado da Embrapa (2012).

2.2.2 Pré-processamento da imagem

O pré-processamento refere-se ao tratamento preliminar dos dados brutos, com a finalidade de calibrar a radiometria da imagem, atenuar os efeitos da atmosfera, remover ruídos e corrigir distorções geométricas por meio de georreferenciamento ou ortorectificação.

As imagens de satélite de alta resolução espacial devem ser ortorectificadas por meio de um modelo matemático apropriado ou uma função de interpolação tridimensional baseada na

geometria e orientação do sensor (Florenzano, 2011). A ortorretificação é a correção da imagem para uma projeção ortogonal (Araki, 2005). O processo de ortorretificação visa retirar as distorções geométricas introduzidas no processo de aquisição da imagem, bem como eliminar os efeitos causados pela variação do relevo.

As imagens adquiridas para a realização desta pesquisa foram fornecidas já ortorretificadas. Segundo a Engesat, a imagem passou pela ortorretificação utilizando-se o método da Reamostragem por Interpolação Bilinear.

2.3 Procedimentos Metodológicos

Os dados ou imagens captadas pelos diferentes sensores devem passar pelo processamento digital de imagens a fim de melhorar a informação visual para a interpretação humana e também, para o processamento de dados de cenas para percepção automática através de máquinas (Gonzales; Woods, 2000). As técnicas de processamento de imagens podem ser agrupadas em três conjuntos: técnicas de pré-processamento, técnicas de realce e técnicas de classificação de imagens (Novo, 1992).

Para a realização desta pesquisa foram utilizadas as seguintes técnicas: a) pré-processamento: ortorretificação; b) realce: índice de vegetação por diferença normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) e componentes principais; c) classificação de imagens: árvore de decisão.

Após a classificação da imagem, esta foi transformada do formato *raster* para o formato *shape file* no software ENVI 5. O pós-processamento foi realizado em ambiente SIG no software ArcGIS 10. Através dos dados da tabela de atributos obteve-se as informações sobre a vegetação urbana.

3. Resultados e Discussão

3.1 Realce da imagem

As técnicas de realce de imagens têm a finalidade de melhorar a sua qualidade visual e facilitar o trabalho de interpretação. Entretanto, a aplicação de tais técnicas altera substancialmente os valores originais dos níveis de cinza existentes em uma imagem (Novo, 1992; Florenzano, 2011). Nesta pesquisa foram utilizadas duas técnicas de realce de imagens, a razão entre bandas para o cálculo do NDVI e a transformação por Componentes Principais.

3.1.1 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI)

Diversos índices de vegetação têm sido propostos na literatura com o objetivo de explorar as propriedades espectrais da vegetação, principalmente nas faixas do visível e infravermelho próximo (Ponzoni; Shimabukuru, 2007). Estes índices indicam a abundância relativa e a atividade da vegetação verde, como índice de área foliar, porcentagem de cobertura verde, teor de clorofila, biomassa verde, e radiação fotossinteticamente ativa absorvida (Jensen, 2009). Além de minimizarem os efeitos da iluminação na cena, declividade da superfície e geometria de aquisição que influenciam os valores de reflectância da vegetação.

A fundamentação de muitos destes índices se baseia no comportamento antagônico da reflectância da vegetação na região do visível e do infravermelho próximo. Em princípio, quanto maior for a densidade da cobertura vegetal em uma determinada área, menor será a reflectância na região do visível devida a maior oferta de pigmentos fotossintetizantes. Por outro lado, maior será a reflectância verificada na região do infravermelho próximo devido ao espalhamento múltiplo da radiação eletromagnética nas diferentes camadas da folha. Assim, se os valores de reflectância da imagem da banda do infravermelho próximo fossem divididos (algebricamente) pelos mesmos valores da banda do visível, têm-se como resultado valores numéricos proporcionais às diferenças de reflectância, onde as áreas cobertas por vegetação

assumiriam os maiores valores de brilho. Dentre os principais índices de vegetação está NDVI. Este Índice é a Normalização da Razão Simples para o intervalo de -1 a +1. Para valores terrestres, o limite inferior torna-se aproximadamente zero e o limite superior aproximadamente 0,8 (Ponzoni; Shimabukuru, 2007).

O Índice de Vegetação foi realizado no software ENVI através da ferramenta NDVI.

3.1.2 Componentes Principais

A transformação por Componentes Principais é uma transformação linear de “n” variáveis originais (como bandas das imagens multiespectrais) em “n” novas variáveis (Componentes Principais), onde cada nova variável é uma combinação linear das variáveis originais. Esta técnica é utilizada como artifício para reduzir a dimensionalidade dos dados, ou seja, concentrar as informações contidas em diferentes bandas em um menor número de dimensões, podendo reduzir redundâncias. Pode ser utilizada na integração de dados obtidos de diferentes sensores (Novo, 1992; Florenzano, 2011).

Esta transformação foi realizada no software MultiSpec, considerando que o estudo realizado por Maciel *et al.* (2007) indica que as Componentes Principais calculadas com as funções implementadas em softwares de processamento de imagens de sensores remotos não produzem resultados iguais. A primeira componente caracteriza-se por estar orientada segundo a direção de maior variância dos dados originais e irá conter teoricamente a informação que é comum a todas as bandas originais, enquanto outras componentes terão informações espectrais específicas.

3.2 Classificação da Imagem

Interpretar imagens é identificar os objetos nelas representados e atribuir a estes um significado. As imagens são interpretadas a partir de elementos básicos de análise como: tonalidade/cor; textura, tamanho, forma, sombra, altura, padrão e localização; dos quais se extraem informações de objetos, áreas e/ou fenômenos (Florenzano, 2011). As técnicas de classificação de imagens digitais visam ao reconhecimento automático de objetos, em função de determinado critério de decisão, agrupando em classes os objetos que apresentam similaridade em suas respostas espectrais. O é um mapa temático (Novo, 1992).

Imagens de satélite de alta resolução espacial são de difícil classificação devido a problemas relacionados com a mistura espectral e a sombra, o que tornam as classificações automáticas inviáveis. Pixels mistos são aqueles que pertencem a mais de uma classe de cobertura do solo e, quanto menor a resolução espacial, maior será a variabilidade espectral. Os efeitos de sombra são resultados do ângulo de visada do sensor que capta lados ensolarados e sombreados de um mesmo alvo com diferentes respostas espectrais, apesar de pertencerem a mesma classe.

Assim, para a realização desta pesquisa foi utilizado um conjunto de regras de decisão. As árvores de decisão ou *decision trees* (DTs) surgiram recentemente como um método alternativo de classificação da cobertura do solo em imagens de alta resolução espacial, podendo fornecer precisões melhores do que a classificação por máxima verossimilhança ou por rede neural (Mahesh; Mather, 2003). DTs oferecem vantagens sobre os outros métodos de classificação uma vez que podem processar dados medidos em escalas diferentes e não são feitas suposições sobre a distribuição de frequência dos dados. O processo básico de construção DTs envolve a divisão repetida de um conjunto de dados amostrais em subconjuntos cada vez mais distintos com base em testes para aferir os valores que caracterizam uma feição. Sendo um conjunto de regras hierarquicamente estruturadas, produzidas com base em amostras de treinamento fornecidas, então essas regras podem ser aplicadas a uma imagem inteira, a fim de produzir mapas e inventários precisos para análise espacial da cobertura do solo (Tooke *et al.*, 2009).

Primeiramente foram separadas as áreas cobertas por vegetação daquelas não vegetadas, utilizando-se uma abordagem baseada em pixels, com um limite estabelecido do valor de NDVI. Foi utilizado um método de aproximação progressiva para determinar o limiar ideal de NDVI a partir dos dados de referência. O método quantitativo utiliza um histograma para achar um valor aproximado do limiar, e em seguida ajusta o valor a um intervalo determinado, que resulta na mais alta precisão, correspondente ao comparado com dados de referência. O valor limiar estabelecido no NDVI foi de 0,67, ou seja, os pixels de valor igual ou superior a 0,67 foram identificados como vegetação. Entretanto, quando analisada a imagem original à obtida com o NDVI, observou-se que houveram áreas sombreadas e de telhados azuis que foram consideradas como vegetação.

Assim, as bandas geradas pela transformação em Componentes Principais, devido à reorganização da informação espectral presente nas bandas originais, foram usadas a seguir, para eliminar possíveis áreas com sombra e telhados azuis que podem ter sido incluídas no valor limite do NDVI, uma vez que a resposta espectral destes alvos são semelhantes. A Componente Principal 1 foi utilizada para a criação de uma máscara para eliminar as áreas de sombra que eventualmente foram incluídas como área coberta por vegetação. A Componente Principal 4 foi utilizada para a criação de uma máscara para eliminar as áreas de telhados azuis que eventualmente foram incluídas como área coberta por vegetação.

3.3 Análise da estrutura da paisagem

A árvore de decisão foi aplicada no software MATLAB. O pós-processamento foi realizado em ambiente SIG no software ArcGIS. Através dos dados da tabela de atributos obtiveram-se informações dos polígonos de vegetação como dados sobre a área, perímetro e espacialização da arborização ao longo do bairro (Figura 3).

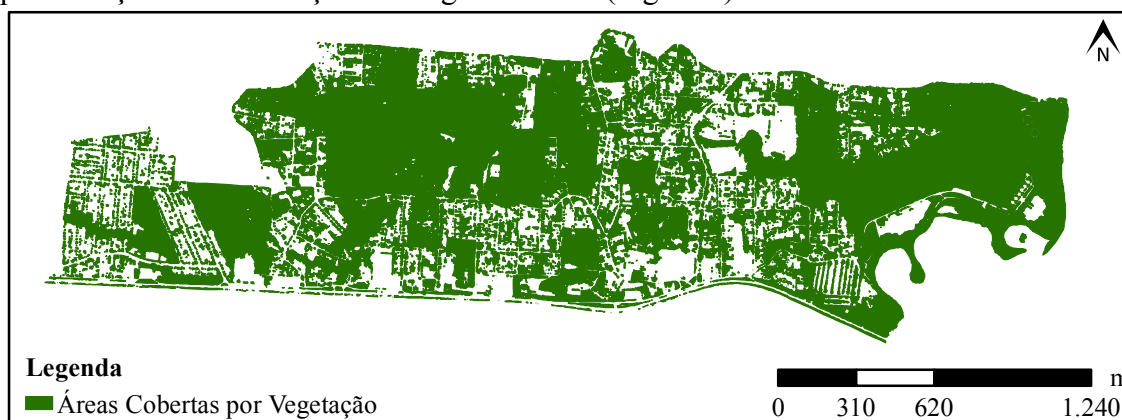


Figura 3. Áreas cobertas por vegetação no Bairro Santo Inácio, Curitiba – PR.

A classificação da vegetação pelo método da árvore de decisão permitiu o controle sobre os procedimentos e as decisões definidas em todo o processo de classificação. A imagem obtida da vegetação se mostrou condizente com o apresentado pela imagem original. A avaliação quantitativa da classificação, com a verdade de terreno, ainda será efetuada.

O bairro Santo Inácio apresentou uma área total de 3.355.599 m² e um perímetro de 10.596 m. Estes dados corroboram com dados do IPPUC (2012) que apontam o bairro com uma área de 3.360.000 m². Foi classificada como vegetação uma área de 1.929.327 m² (Tabela 1), ou seja, 57% da área total do bairro. Segundo o IPPUC (2012), o bairro apresenta 1.433.679 m² de áreas verdes distribuídas em: um bosque, um parque, uma RPPNM, 2 praças e 5 jardins. Tais dados divergem uma vez que esta pesquisa quantificou a área total de vegetação do bairro incluindo a arborização de rua e a vegetação em áreas particulares.

Foram encontradas duas grandes áreas verdes, as quais totalizaram 65% da área de vegetação do bairro. Dentre estas está o Parque Barigui com uma área de cobertura de vegetação de 606.811 m². Segundo o IPPUC (2012), o Parque apresenta uma área total de 1.400.000 m², tais dados divergem porque a área do Parque extrapola os limites de área do bairro e o Parque possui uma grande porção coberta por água a qual não foi objeto de análise.

Tabela1. Classes de área e área total de vegetação em cada classe.

Classes de Área	Área Total (m ²)
1 a 10 m ²	4.575,66
10 a 100 m ²	43.094,59
100 a 1.000 m ²	117.221,50
1.000 a 10.000 m ²	164.224,15
10.000 a 100.000 m ²	344.449,81
> 100.000 m ²	1.255.761,22
Área Total de Vegetação	1.929.326,94

Os dados apresentados permitem um refinamento em sua avaliação sendo possível identificar as diferentes tipologias da arborização e sua interação no meio urbano. Estes dados são fundamentais para entender os padrões de cobertura do solo, uma vez que na paisagem urbana, estes regulam a quantidade e o arranjo espacial da cobertura arbórea (Nowak *et al.*, 1996). Um desenho ideal da vegetação exige um sistema de vegetação incorporado na área urbana. Isto segrega as áreas construídas, aumenta o impacto paisagístico, e facilita as funções ambientais e ecológicas destas áreas (Forman; Godron, 1986), as quais são fundamentais à qualidade de vida urbana.

4. Conclusão

Os dados preliminares demonstraram que é possível realizar a identificação da arborização urbana através de uma imagem de alta resolução espacial - GeoEye-1 criando-se regras de decisão e aplicando-as em ambiente de programação. Nesta pesquisa foi possível identificar com mais precisão uma tipologia da arborização urbana que é a área verde. Acredita-se que com o refinamento da técnica utilizada seja possível identificar outras tipologias como as áreas verdes particulares e a arborização de ruas.

Referências

- Araki, H. **Fusão de informações espectrais, altimétricas e de dados auxiliares na classificação de imagens de alta resolução espacial**. 126f. Tese (Doutorado e, Ciências Geodésicas) - UFPR, Curitiba, 2005.
- Biondi, D. **Arborização Urbana: aplicação à educação ambiental nas escolas**. Curitiba: do autor, 2008. 120p.
- Caporusso, D.; Matias, L. F. Áreas verdes urbanas: avaliação e proposta conceitual. In: 1º Simpósio de Pós-Graduação em Geografia do Estado de São Paulo, 1., 2008, Rio Claro. **Anais...**, Rio Claro: 2008.
- Christopher, S. Urban Remote Sensing: global comparisons. **Architectural Design**, v. 75, p. 18-23, 2005.
- Embrapa. **Sistemas Orbitais de Monitoramento e Gestão Territorial: GeoEye**. Brasília, 2012. Disponível em: <<http://www.sat.cnpm.embrapa.br/conteudo/geoeye.htm>>. Acesso em: jan. 2012.
- FAO - Food And Agriculture Organization. **State of the world's forests**. Rome: FAO, 2007.
- Fernandes, S. C. **Avaliação de imagens de satélite de alta e muito alta resolução espacial para a discriminação de classes de uso e ocupação do solo: aplicação ao caso da sub-bacia do córrego capão Comprido no distrito federal**. Dissertação (Mestrado em Tecnologia Ambiental) – UNB, Brasília, 2005.
- Florenzano, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. 3 ed. São Paulo: Oficina de Textos. 2011. 128p.

Forman, R. T. T.; Godron, M. **Landscape ecology**. USA: J. Wiley, 1986. 640p.

GeoEye. **GeoEye Satellites: GeoEye-1**. Herndon, 2012. Disponível em: <<http://www.geoeye.com/CorpSite/products/earth-imagery/geoeye-satellites.aspx>>. Acesso em: ago. 2012.

Gonzales, R. C.; Woods, R. E. **Processamento de imagens digitais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2000.

IPPUC - Instituto de Pesquisa e Planejamento Urbano de Curitiba. **Curitiba em dados**. Curitiba, 2012. Disponível em: <<http://curitibaemdados.ippuc.org.br/>>. Acesso em: ago. 2012.

Jensen, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 604p.

Lang, S.; Blaschke, T. **Análise da Paisagem com SIG**. São Paulo: Oficina dos Textos, 2009. 424p.

Maciel, A. O.; Martins, B. D.; Araki, H.; Mezine, W. Fusão de imagens de alta resolução com o método de substituição da componente principal em diferentes softwares de processamento de imagens. In: V Simpósio Brasileiro de Geomática. **Anais...** UNESP: 2007. p. 915-921.

Mahesh, P.; Mather, P. M. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 86, p. 554-565, 2003.

Moll, G.; Mahon, J.; Mallet, L. Urban ecological analysis: a new public policy tool. **Urban Ecology**, v. 1, 1995.

Novo, E. M. L. de M. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. 2 ed. São Paulo, 1992. 308 p.

Nowak, D. J.; Rowntree, R. A.; Mcpherson, E. G.; Sisinni, S. M.; Kerkmann, E. R.; Stevens, J. C. Measuring and analyzing urban tree cover. **Landscape and Urban Planning**, v. 36, p. 49-57, 1996.

PNUMA/UN-HABITAT. **Estratégia Urbano-Ambiental para a América Latina e o Caribe**. 2004.

Ponzoni, F. J.; Shimabukuru, Y. E. **Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: A. Silva Vieira, 2007.

Pu, R.; Landry, S. A comparative analysis of high spatial resolution IKONOS and WorldView-2 imagery for mapping urban tree species. **Remote Sensing of Environment**. v. 124, p. 516-533, 2012.

SMMA. **Meio Ambiente**. Disponível em: <http://www.curitiba.pr.gov.br/noticias/indice-de-area-verde-passa-para-645-m2-por-habitante/25525>. Acesso em: nov. 2012.

Tooke, T.R.; Coops, N.C.; Goodwin, N.R.; Voogt, J.A. Extracting urban vegetation characteristics using spectral mixture analysis and decision tree classifications. **Remote Sensing of Environment**, v.113, p.398-407, 2009.

UNFPA - United Nations Population Found. **Relatório sobre a Situação da População Mundial 2007**. Disponível em: <http://www.unfpa.org.br/relatorio2007/swp_mensagem.htm>. Acesso em: jul. 2010.

Vieira, C. H. S. D. **Estudo da dinâmica da cobertura vegetal na paisagem de Curitiba, PR com uso de imagens digitais**. 163f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) - UFPR, Curitiba, 2006.

Ward, K. T.; Johnson, G. R. Geospatial methods provide timely and comprehensive urban forest information. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 6, p. 15-22, 2007.