



UFRRJ – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

CONTINENTES

Revista de Geografia do
Programa de Pós-Graduação em Geografia e do
Departamento de Geociências

Ano 5, Nº 8, Jan./ Jun. 2016

CAPA

Imagens do Sensor Multiespectral OLI Landsat 8 de 25/06/2015 na órbita-ponto (217/076) com destaque para o município de Seropédica e arredores incluindo o Campus da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Da esquerda para direita: Composição de cores naturais R(4), G (3), B (2); Composição falsa-cor R (6), G (5), B (4) e; Composição falsa-cor com a vegetação em vermelho R (5), G (4), B (3).

CONTINENTES

**Revista de Geografia do Programa de Pós-Graduação em
Geografia e do Departamento de Geociências
UFRRJ – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro**

- Geoprocessamento –**
- Cartografia Temática –**
- Sensoriamento Remoto –**
 - Geomorfologia –**
 - Geoestatística –**
 - Geografia Urbana –**

Ano 5, Nº 8, Jan./ Jun. 2016

CONTINENTES

Revista de Geografia do Programa de Pós-Graduação em
Geografia e do Departamento de Geociências
UFRRJ – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

Ano 5, Nº 8, Jan./ Jun. 2016

ISSN 2317-8825

www.revistacontinentes.com.br
continentes@ufrj.br

CONTINENTES: *Revista de Geografia da UFRRJ*

Revista Semestral – Jan. / Jun. 2016, Ano 5, número 8.

ISSN 2317-8825

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO

Instituto de Agronomia – Departamento de Geociências

Curso de Geografia (Licenciatura e Bacharelado)

Reitor: Ana Maria Dantas Soares

Vice-Reitor: Eduardo Mendes Callado

Diretor do IA: Alexis Rosa Nummer

Chefe do DEGEO: Andrea Carmo Sampaio

Coordenador do Curso de Geografia: André Santos da Rocha

Coordenação Editorial:

André Santos da Rocha (DEGEO-UFRRJ)

Andrews José de Lucena (DEGEO-UFRRJ)

Guilherme Ribeiro (DEGEO-UFRRJ)

Leandro Dias de Oliveira (DEGEO-UFRRJ)

Maurilio Lima Botelho (DEGEO-UFRRJ)

Coordenação Técnico-Executiva:

Tiago Badre Marino (DEGEO-UFRRJ)

Conselho Editorial:

Ambrosina H. G. Pascutti (DEGEO-UFRRJ)

André Santos da Rocha (DEGEO-UFRRJ)

Andréa Carmo Sampaio (DEGEO-UFRRJ)

Andrews José de Lucena (DEGEO-UFRRJ)

Guilherme Ribeiro (DEGEO-UFRRJ)

Gustavo Mota de Sousa (DEGEO-UFRRJ)

Heitor Soares de Farias (DEGEO-UFRRJ)

Leandro Dias de Oliveira (DEGEO-UFRRJ)

Lirian Melchior (DEGEO-UFRRJ)

Marcio Rufino Silva (DEGEO-UFRRJ)

Maria Hilde de Barros Goes (DEGEO-UFRRJ)

Maurilio Lima Botelho (DEGEO-UFRRJ)

Pablo Ibañez (DEGEO-UFRRJ)

Regina Cohen Barros (DEGEO-UFRRJ)

Tiago Badre Marino (DEGEO-UFRRJ)

Conselho Científico:

Ana Maria Lima Daou (UFRJ)
Ana Maria Marques Santos (UFRRJ)
Anita Loureiro de Oliveira (UFRRJ)
Arlete Moysés Rodrigues (UNICAMP)
Carlo Eugênio Nogueira (UFMT)
Clarice Cassab (UFJF)
Cleber Marques de Castro (UERJ; PUC-RJ)
Clézio dos Santos (UFRRJ)
Cristiane Cardoso (UFRRJ)
Dante Flávio da Costa Reis Jr. (UnB)
Denizart Fortuna (UFF)
Edu Silvestre de Albuquerque (UFRN)
Eduardo José Marandola Jr. (UNICAMP)
Eduardo Vedor de Paula (UFPR)
Ericson Hayakawa (UNIOESTE)
Eustógio Wanderley C. Dantas (UFC)
Federico Ferretti (Univ. de Genebra)
Floriano José Godinho de Oliveira (UERJ)
Gilmar Mascarenhas de Jesus (UERJ)
Hector Mendoza Vargas (UNAM)
Helena Pina (Univ. do Porto)
Jader de Oliveira Santos (UFC)

Jean Carlos Rodrigues (UFT)
Jerusa Vilhena de Moraes (UNIFESP)
Jorge Soares Marques (UERJ)
Juliana Menezes (UFF)
Jurandyr Ross (USP)
Laura Delgado Mendes (UFRRJ)
Leonardo Arantes (UFF)
Leonardo Civalé (UFV)
Luciano Ximenes Aragão (UERJ/FEBF)
Luís Ângelo dos Santos Aracri (UFJF)
Marco Antonio Sampaio Malagodi (UFF)
Marcos Antônio Silvestre Gomes (UFTM)
Maria do Socorro Bezerra de Lima (UFF)
Marisa Silva Amaral (UFU)
Monika Richter (UFRRJ)
Paul Claval (Sorbonne – Paris IV)
Renato Leone Miranda Léda (UESB)
Rodrigo Hidalgo Dattwyler (PUC-Chile)
Rodrigo Teixeira (PUC-MG)
Tony Vinicius Moreira Sampaio (UFPR)
William Ribeiro da Silva (UFRJ)

SUMÁRIO

1 EDITORIAL

ARTIGOS

- 6 *Análise de dados censitários e temáticos na caracterização da ocupação urbana dos bairros de Niterói*
Tahmires Pinnola Lovisi
Vinicius da Silva Seabra
- 21 *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*
Igor Vieira Vargas Colares
Luis Felipe Barreto de Oliveira
Rodrigo Sá de Araujo
Manoel do Couto Fernandes
- 35 *Geomarketing e análise espacial: Estudo de caso no mercado de ópticas*
Gabriel dos Santos Duarte
Genilson Estácio da Costa
Rodrigo Correia dos Santos
Danielle Faria Peixoto
- 48 *Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for Desktop, com uso de imagem Landsat 8 do Município de Cáceres/MT*
Iara Silveira do Nascimento
Carla Bernadete Madureira Cruz
Sandra Mara Alves da Silva Neves
Edinéia Aparecida dos Santos Galvanin
- 63 *Uso de mineração de dados para mapeamento da cobertura da terra em imagem OLI/Landsat 8 no Parque Nacional do Itatiaia*
Leonardo Herms Maia
Gustavo Mota de Sousa
Manoel do Couto Fernandes
- 75 *Dinâmica de uso e ocupação da terra nos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias*
Julia Fernandes Cattae
Phillipe Valente Cardoso
Monika Richter

Análise da expansão urbana na Cidade do Rio de Janeiro – Área de Planejamento 4: Ensaio preliminares para a detecção de mudanças híbrida

Marcus Vinícius Alves de Carvalho

Gabriella Ferreira da Silva

Carla B. Madureira Cruz

Raúl Sánchez Vicens

SUMMARY

1 EDITORIAL

ARTICLES

- 6** *Analysis of Census and thematic data in the characterization of the urban occupation of Niterói neighborhoods*
Tahmires Pinnola Lovisi
Vinicius da Silva Seabra
- 21** *Obtaining geomorphological index from observations in patterned surface and its influence with landslide events in Cuiabá Valley basin - Petropolis (RJ)*
Igor Vieira Vargas Colares
Luis Felipe Barreto de Oliveira
Rodrigo Sá de Araujo
Manoel do Couto Fernandes
- 35** *Geomarketing and spatial analysis: Case study on the market optical*
Gabriel dos Santos Duarte
Genilson Estácio da Costa
Rodrigo Correia dos Santos
Danielle Faria Peixoto
- 48** *Accuracy assessment of classifiers Maxver and Iso Cluster of ArcGIS for Desktop with Landsat 8 image use of Cáceres county/MT*
Iara Silveira do Nascimento
Carla Bernadete Madureira Cruz
Sandra Mara Alves da Silva Neves
Edinéia Aparecida dos Santos Galvanin
- 63** *Data mining for land cover mapping with OLI/Landsat 8 in Itatiaia National Park*
Leonardo Herms Maia
Gustavo Mota de Sousa
Manoel do Couto Fernandes
- 75** *Dynamic of Land Use/Cover change in Nova Iguaçu and Duque de Caxias*
Julia Fernandes Cattae
Phillipe Valente Cardoso
Monika Richter
- 88** *Analysis of urban sprawl in Rio de Janeiro City – Planning Area 4: Preliminary tests for the hybrid change detection*
Marcus Vinícius Alves de Carvalho
Gabriella Ferreira da Silva
Carla B. Madureira Cruz
Raúl Sánchez Vicens

SUMARIO

1 EDITORIAL

ARTÍCULOS

- 6 *Análisis de los datos del Censo y temáticos en la caracterización de la ocupación urbana de los barrios de Niterói*
Tahmires Pinnola Lovisi
Vinicius da Silva Seabra
- 21 *La obtención de índices geomorfológicos a partir de observaciones en la superficie modelada y su influencia sobre los acontecimientos de resbalones en la cuenca del Valle de Cuiabá*
Igor Vieira Vargas Colares
Luis Felipe Barreto de Oliveira
Rodrigo Sá de Araujo
Manoel do Couto Fernandes
- 35 *Geomarketing y análisis espacial: Estudio de caso en el mercado de ópticas*
Gabriel dos Santos Duarte
Genilson Estácio da Costa
Rodrigo Correia dos Santos
Danielle Faria Peixoto
- 48 *Evaluación de la exactitud de los clasificadores Maxver e Iso Cluster del programa ArcGIS for Desktop, con el uso de imagen Landsat 8 de la ciudad Cáceres/MT*
Iara Silveira do Nascimento
Carla Bernadete Madureira Cruz
Sandra Mara Alves da Silva Neves
Edinéia Aparecida dos Santos Galvanin
- 63 *Uso del minería de datos para el mapeo de cobertura de la tierra en imagen OLI/Landsat 8 del Parque Nacional Itatiaia*
Leonardo Herms Maia
Gustavo Mota de Sousa
Manoel do Couto Fernandes
- 75 *Dinámica de uso y ocupación del suelo en los municipios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias*
Julia Fernandes Cattae
Phillipe Valente Cardoso
Monika Richter

Análisis de la expansión urbana en la Ciudad de Río de Janeiro – Área de Planificación 4: Análisis preliminares para la detección de câmbios híbrida

Marcus Vinícius Alves de Carvalho

Gabriella Ferreira da Silva

Carla B. Madureira Cruz

Raúl Sánchez Vicens

EDITORIAL

III JGEOTEC: UMA JORNADA DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA VOLTADA PARA AS GEOTECNOLOGIAS

Gustavo Mota de Sousa

Nos últimos anos, a aplicação e o uso das Geotecnologias tem sido amplamente realizados nos estudos geográficos seja no âmbito da Geografia Física ou Humana. Visando ampliar a disseminação das áreas de Cartografia, Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto, a Continentes: Revista de Geografia da UFRRJ apresenta esta edição voltada para a área das geotecnologias através de artigos selecionados da III Jornada de Geotecnologias do Estado do Rio de Janeiro – III JGEOTEC que aconteceu nos dias 16 a 19 de novembro de 2015 no Instituto de Geociências da UFRJ.

A III JGEOTEC contou em sua programação com a realização de minicursos e sessões orais, mesas redondas, palestras e trabalhos de campo, sempre com o objetivo de divulgar o conhecimento produzido no campo das geotecnologias. Esta articulação é promovida entre professores pesquisadores atuantes na maioria das instituições acadêmicas presentes no Estado do Rio de Janeiro, contando ainda com a participação de alunos e professores nestas instituições.

O objetivo principal do evento é a constante troca de idéias e parcerias entre as mais diversas áreas do conhecimento que lidam no meio acadêmico e profissional com as geotecnologias. Diante disso, a III JGEOTEC apresenta o Estado do Rio de Janeiro como foco principal dessas discussões que envolvem as seguintes instituições de ensino superior: Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (UFRRJ) e Universidade Federal Fluminense (UFF).

Este número é agraciado apenas com a sessão de artigos que foram selecionados pela Comissão Científica da III JGEOTEC em conjunto com a Revista Continentes. O primeiro artigo é intitulado “Análise dos dados censitários e temáticos na caracterização da

ocupação urbana dos bairros de Niterói” desenvolvido por Tahmires Pinnola Lovisi e Vinicius da Silva Seabra, Professor da Faculdade de Formação de Professores da UERJ – Campus São Gonçalo, que relata o uso dos Sistemas de Informações Geográficas (SIG) na análise do espaço urbano de Niterói comparando um mapa de cobertura da terra e dados do Censo IBGE de 2010. Os resultados desse estudo busca uma correlação espacial entre as características dos bairros analisados.

O segundo artigo foi realizado no Laboratório de Cartografia (Geocart/UFRJ) e possui como temática a “Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)” dos autores Igor Vieira Vargas Colares, Luis Felipe Barreto de Oliveira, Rodrigo Sá de Araujo e Manoel do Couto Fernandes que apontam a consideração das formas de relevo através da comparação entre a representação da superfície planimétrica (SP) e modelada (SM). Diante disso, o estudo apresenta diferentes mensurações morfológicas e faz a comparação entre resultados de índices geomorfológicos obtidos a partir destes dois tipos de observações na bacia do rio Cuiabá, localizada no município de Petrópolis (RJ) resultando em cálculos geomorfológicos que buscam uma aproximação maior da realidade.

Outra abordagem interessante envolve o ramo do Geomarketing através do estudo dos autores Gabriel dos Santos Duarte, Genilson Estácio da Costa, Rodrigo Correia dos Santos e Danielle Faria Peixoto intitulado “Geomarketing e análise espacial: Estudo de caso no mercado de ópticas” que foi realizado no Departamento de Geografia da UFRJ. O Geomarketing trata-se de um campo emergente na Geografia que auxilia na tomada de decisões estratégicas de diversos setores econômicos e, no caso deste estudo, abordou a identificação de áreas com potencial de negócios de óticas através de análises realizadas por meio da Geoestatística.

Os artigos seguintes abordam o uso de diversas técnicas utilizadas atualmente no ramo do Sensoriamento Remoto visando a classificação de imagens como é o caso do texto “Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for Desktop, com uso de imagem Landsat 8 do Município de Cáceres/MT” das autoras Iara Silveira do Nascimento, Prof^a. Carla Bernadete Madureira Cruz, Prof^a. Sandra Mara

Alves da Silva Neves e Prof^a. Edinéia Aparecida dos Santos Galvanin que é fruto de uma parceria entre a Universidade do Estado do Mato Grosso (UNEMAT) e o Laboratório Espaço de Sensoriamento Remoto e Estudos Ambientais/UFRJ. Esse estudo realiza a avaliação de dois classificadores pixel a pixel do software ArcGIS em imagem do satélite Landsat 8 visando melhores resultados na identificação de classes de cobertura da terra.

A abordagem da classificação de imagens através da técnica de mineração de dados é abordada no artigo “Uso de mineração de dados para mapeamento da cobertura da terra em imagem OLI/Landsat 8 no Parque Nacional do Itatiaia” realizado pelos autores Leonardo Herms Maia, Gustavo Mota de Sousa e Manoel do Couto Fernandes que é fruto de uma parceria entre o Departamento de Geociências (UFRRJ) e o Laboratório de Cartografia (Geocart/UFRJ). O estudo foi realizado no software livre InterIMAGE e que apresenta a utilização de diferentes resoluções espaciais para a segmentação e aborda a geração de conhecimento realizada nas bandas multiespectral e pancromática do sensor OLI/Landsat 8 com o objetivo de identificar diferentes classes de cobertura da terra apresentando resultados promissores que podem ser ampliados para outras Unidades de Conservação.

As mudanças na paisagem são observadas ao longo do tempo e registradas através de imagens disponibilizadas pela série de satélites Landsat 5 e 8 que propiciaram a realização do artigo “Dinâmica de uso e ocupação da terra nos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias” desenvolvido por Julia Fernandes Cattae, Phillipe Valente Cardoso e Monika Richter em parceria entre o Instituto Multidisciplinar (UFRRJ) e o Laboratório de Sensoriamento Remoto Espaço (UFRJ). O estudo realiza a comparação de diferentes mapas de uso e ocupação da terra através de gráficos para observação da dinâmica da paisagem entre os anos de 1985 a 2015 que constata a remoção da cobertura vegetal que está sendo substituída pela expansão urbana demonstrando o que acontece nos principais centros urbanos brasileiros.

E finalizando esta edição, ainda seguindo a linha das modificações que ocorrem na paisagem, o estudo “Análise da expansão urbana na Cidade do Rio de Janeiro – Área de Planejamento 4: Ensaio preliminares para a detecção de mudanças híbrida”

elaborado *pelos autores* Marcus Vinícius Alves de Carvalho, Gabriella Ferreira da Silva, Carla B. Madureira Cruz e Raúl Sánchez Vicens. O texto aborda uma avaliação de diferentes técnicas de detecção de mudanças do uso do solo urbano realizando a integração da Análise de Imagem Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA) em conjunto com a Mineração de Dados. A área de estudo é parte da Zona Oeste da Cidade do Rio de Janeiro que possui as Regiões Administrativas da Barra da Tijuca, Cidade de Deus e Jacarepaguá. Essa região sofre profundas mudanças urbanas decorrentes da preparação das instalações e vias de acesso para a realização dos Jogos Olímpicos Rio 2016 que acontecerão em agosto além da expansão imobiliária resultante desse processo.

Esperamos essa edição seja o início de novos frutos e parcerias entre a Revista Continentes e diversas instituições parceiras em áreas de pesquisa que envolvem a Geografia e outras ciências ambientais e sociais.

Boa leitura!

ARTIGOS

ANÁLISE DE DADOS CENSITÁRIOS E TEMÁTICOS NA CARACTERIZAÇÃO DA OCUPAÇÃO URBANA DOS BAIRROS DE NITERÓI

Tahmires Pinnola Lovisi*

Vinicius da Silva Seabra**

Resumo: Estudos que caracterizam as áreas urbanas dentro das perspectivas sociais, econômicas e espaciais aparecem como importantes ferramentas para a gestão de planejamento urbano e ambiental. A possibilidade de gerar dados confiáveis e atualizados, cria possibilidades de leituras que permitem uma melhor compreensão dos agentes que atuam nesses espaços, e o ritmo em que essas alterações podem estar acontecendo. Assim, a intenção deste trabalho é caracterizar a ocupação urbana dos bairros de Niterói através de dados temáticos e análise espacial dos dados do Censo (2010), em ambiente SIG. Os resultados indicam que a classe "urbano médio" é a que prevalece entre as classes urbanas (17,93%). Esta está distribuída principalmente nas porções central e sul da cidade, ocupando planícies costeiras e terras baixas da região oceânica de Niterói. Os resultados encontrados com a matriz de classificação dos bairros também mostram que em muitas situações, há uma forte correlação espacial entre as características dos bairros analisados.

Palavras-chave: Classificação baseada em objetos, NDBI, Built up, Landsat 8.1.

ANALYSIS OF CENSUS AND THEMATIC DATA IN THE CHARACTERIZATION OF THE URBAN OCCUPATION OF NITERÓI NEIGHBORHOODS

Abstract: Studies that characterize the urban areas within the social, economic and spatial perspectives appear as important tools for urban planning and environmental management. The ability to generate reliable and updated data creates readings facilities, which allow a better understanding of agents that act in these spaces, and the pace at which these changes may be happening. Thus, the intention of this work is to characterize the urban occupation of Niterói neighborhoods through thematic data and spatial analysis of Censo data (2010), in a GIS environment. The results indicate that the "average city" class is that prevails between the urban classes (17.93%). This class is located mainly in the central portions and

* Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ/FFP - tahmireslovisi@gmail.com

** Professor Adjunto da UERJ/FFP - vinigeobr@yahoo.com.br

southern portions of the city, occupying coastal plains and lowlands of the oceanic region of Niterói. The results with the neighborhoods of the classification matrix also show that in many situations, there is a strong spatial correlation between the characteristics of the analyzed neighborhoods..

Keywords: GEOBIA classification, NDBI, Built up, Landsat 8.1.

ANÁLISIS DE LOS DATOS DEL CENSO Y TEMÁTICOS EN LA CARACTERIZACIÓN DE LA OCUPACIÓN URBANA DE LOS BARRIOS DE NITERÓI

Resumen: Los estudios que caracterizan a las zonas urbanas dentro de las perspectivas sociales, económicas y espaciales aparecen como herramientas importantes para la planificación urbana y la gestión ambiental. La capacidad de generar datos confiables y actualizados, crea instalaciones lecturas que permiten una mejor comprensión de los agentes que actúan en estos espacios, y el ritmo al que estos cambios pueden estar ocurriendo. Por lo tanto, la intención de este trabajo es caracterizar la ocupación urbana de los barrios de Niterói en el análisis de datos temática y análisis espacial de los datos del Censo (2010), en un entorno SIG. Los resultados indican que la clase "ciudad media" es que prevalece entre las clases urbanas (17,93%). Este se distribuye principalmente en las porciones central y sur de la ciudad, ocupando llanuras costeras y tierras bajas de la región oceánica de Niterói. Los resultados con los barrios de la matriz de clasificación también muestran que en muchas situaciones, hay una fuerte correlación espacial entre las características de los barrios analizados.

Palabras clave: Clasificación por GEOBIA, NDBI, Built up, Landsat 8.1.

Introdução

Estudos que caracterizam as áreas urbanas dentro das perspectivas social, econômica e espacial configuram-se como importantes ferramentas de gestão e planejamento urbano e ambiental. A possibilidade de gerarmos dados atualizados e confiáveis abre o caminho para leituras que permitem uma melhor compreensão dos agentes que atuam nestes espaços, e no ritmo em que estas mudanças podem estar acontecendo. Torna-se ainda fundamental entender em que áreas temos os maiores adensamentos urbanos, a tipologia das ocupações (casas, apartamentos, etc.), a densidade de pessoas por domicílios, dentre outras informações importantes para que a sociedade e o poder público possam atuar na melhor gestão urbana e ambiental.

Tahmires Pinnola Lovisi e Vinicius da Silva Seabra, *Análise de dados censitários e temáticos na caracterização da ocupação urbana dos bairros de Niterói*

Dentro desta perspectiva, podemos afirmar que o mapeamento de uso e cobertura da terra e a análise espacial de dados socioeconômicos, fornecem importantes subsídios para a compreensão dos processos que ocorrem nas cidades e auxiliam à tomada de decisão por parte dos gestores. Segundo o Manual Técnico do IBGE (2013), entende-se por levantamento de Uso e Cobertura da Terra, a indicação da distribuição geográfica da tipologia de uso, identificada através de padrões homogêneos da cobertura terrestre. Envolve trabalhos de campo (análise e registros de observações da paisagem) que visam à espacialização e classificação dessas observações.

Sendo assim, este trabalho tem como objetivo a caracterização da ocupação urbana dos bairros de Niterói a partir de mapeamento de uso e cobertura da terra de uma imagem Landsat 8 (OLI) de 2013, por classificação baseada em objetos (OBIA) e também por análise espacial de dados censitários (2010) em ambiente SIG. O município de Niterói (figuras 1 e 2) possui uma população de 487.562 habitantes (IBGE, 2010), distribuídos em 52 bairros, que ao todo somam 133,9 km² de superfície. Este município está localizado no leste metropolitano do Rio de Janeiro, e vem sofrendo significativas mudanças nos últimos anos, principalmente no que se refere às mudanças urbanas promovidas por agentes imobiliários que atuam na área.

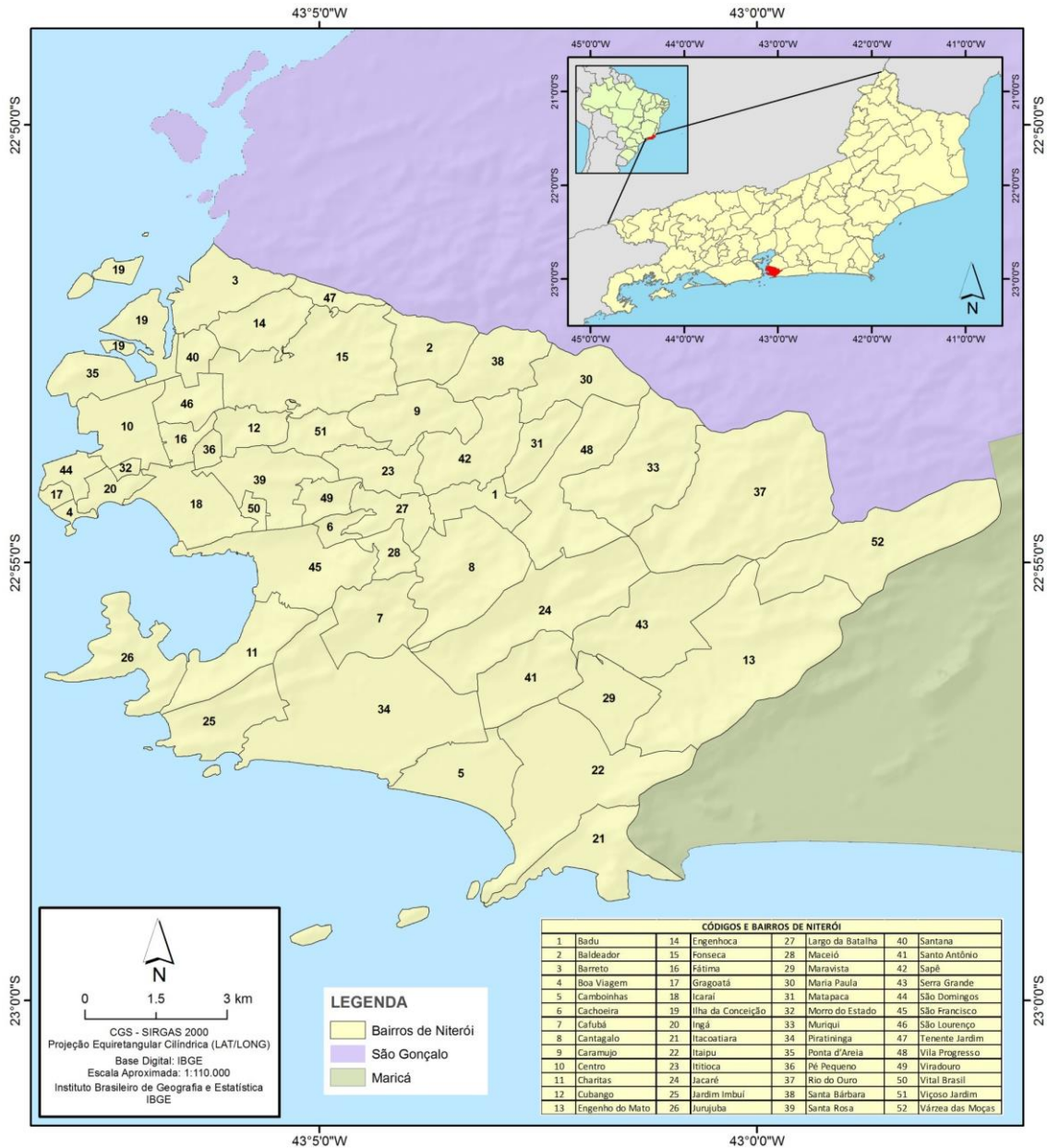
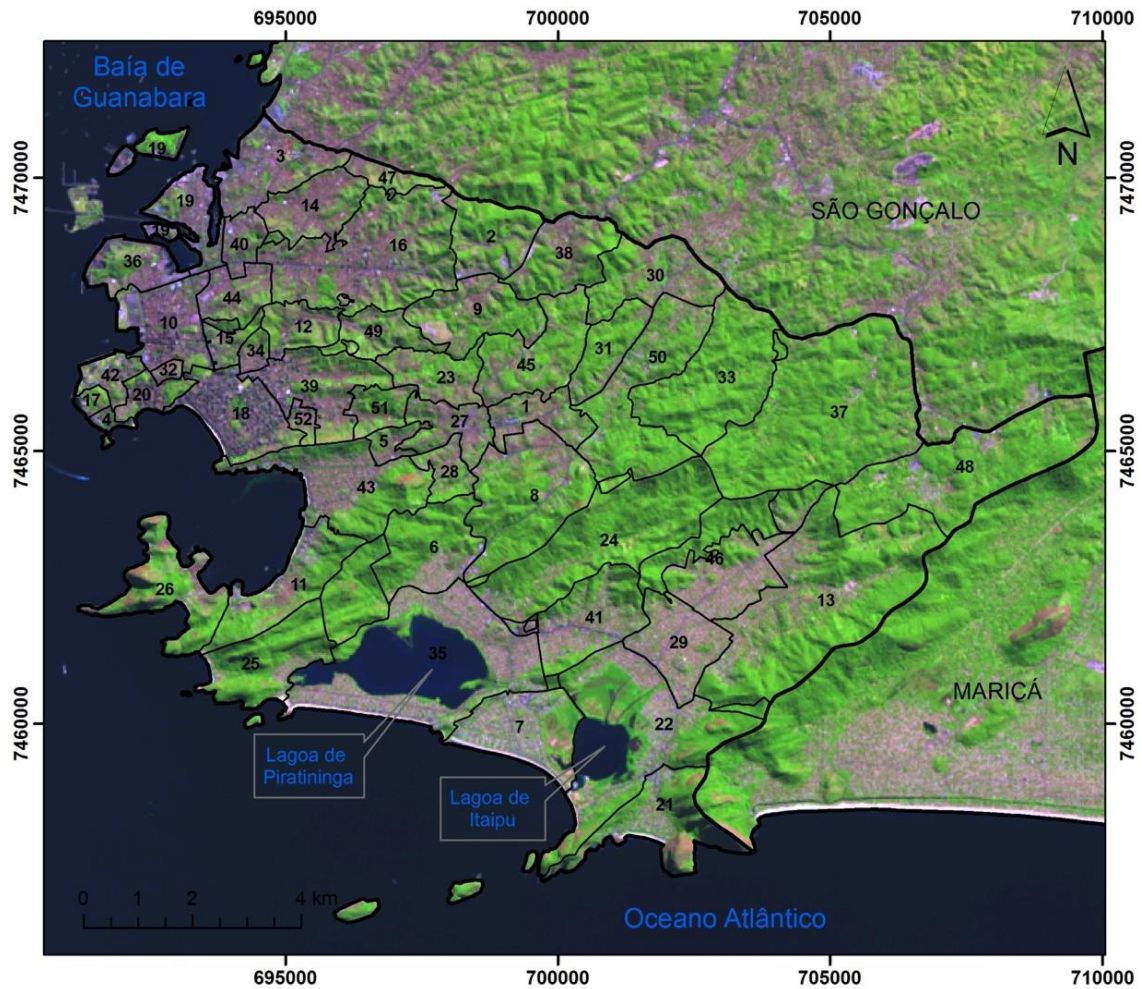




Figura 1. Localização Espacial do Município de Niterói

Destas mudanças, destacamos principalmente a construção de novos condomínios residenciais em diferentes bairros do município, que têm suas características relacionadas à uma lógica espacial associada ao preço do solo urbano. Por isso entende-se aqui que estas análises não se encerraram com esta investigação, sendo necessários novos cenários, do passado e do futuro, para se compreender a lógica de transformação do espaço urbano de Niterói a partir da ação dos agentes imobiliários. É importante destacar também que todos os resultados foram armazenados em

ambiente SIG e estarão disponíveis para a realização de outros estudos no município de Niterói.



Legenda

-  Limites Municipais
-  Limites de Bairros

- | | |
|------------------------|-----------------------|
| 1 - Badu | 27 - Largo da Batalha |
| 2 - Baldeador | 28 - Maceió |
| 3 - Barreto | 29 - Maravista |
| 4 - Boa Viagem | 30 - Maria Paula |
| 5 - Cachoeira | 31 - Matapaca |
| 6 - Cafubá | 32 - Morro do Estado |
| 7 - Camboinhas | 33 - Muriqui |
| 8 - Cantagalo | 34 - Pé Pequeno |
| 9 - Caramujo | 35 - Piratininga |
| 10 - Centro | 36 - Ponta D'Areia |
| 11 - Charitas | 37 - Rio do Ouro |
| 12 - Cubango | 38 - Santa Bárbara |
| 13 - Engenho do Mato | 39 - Santa Rosa |
| 14 - Engenhoca | 40 - Santana |
| 15 - Fátima | 41 - Santo Antônio |
| 16 - Fonseca | 42 - São Domingos |
| 17 - Gragoatá | 43 - São Francisco |
| 18 - Icaraí | 44 - São Lourenço |
| 19 - Ilha da Conceição | 45 - Sapê |
| 20 - Ingá | 46 - Serra Grande |
| 21 - Itacoatiara | 47 - Tenente Jardim |
| 22 - Itaipu | 48 - Várzea das Moças |
| 23 - Ititioica | 49 - Viçoso Jardim |
| 24 - Jacaré | 50 - Vila Progresso |
| 25 - Jardim Imbuí | 51 - Viradouro |
| 26 - Jurujuba | 52 - Vital Brasil |

Mapa gerado a partir de Imagem do Sensor OLE Landsat 8 de Abril de 2013
 Base Digital: Limites de Setores Censitário - IBGE 2010
 Sistema UTM F23 - WGS84

Figura 2. Imagem Landsat 8 (OLI) e Divisão por bairros do município de Niterói. Composição Colorida RGB.

Mapeamento do uso e cobertura da terra por classificação de imagens baseada em objetos

O mapeamento de uso e cobertura da terra é de grande importância na elaboração de cenários e através dele podemos conhecer não somente as áreas urbanas e sua distribuição, mas também a representação de outros tipos de uso que muitas das vezes estão associados às áreas urbanas (LOURENÇO, 2014).

A classificação de imagens baseada em objetos (OBIA) simula, a partir da modelagem do conhecimento, as técnicas de interpretação visual, possibilitando a identificação de feições, baseando-se ainda na descrição de padrões identificadores, tais como textura, cor, métrica e contexto. Portanto, o uso dessa metodologia torna possível uma melhor interpretação e manuseio da imagem (CRUZ et al., 2007).

Apesar dessas informações adicionais aos segmentos, o método ainda possui uma grande vantagem que é a informação espacial que também pode ser adicionada ao objeto (vizinhança, distâncias, topologia). Recentemente tem sido afirmado inclusive que, esta dimensão espacial é fundamental para o método OBIA, e esta é uma das razões para o aumento da utilização de métodos baseados em segmentação nos últimos tempos, em comparação com o uso de segmentação de imagens em sensoriamento remoto nas décadas de 1980 e 1990 (BLASCHKE et al., 2010).

A primeira etapa do mapeamento foi a aquisição da imagem Landsat 8 (OLI), do mês de junho de 2013 (figura 2), no site Earth Explorer (<http://earthexplorer.usgs.gov/>) do serviço geológico dos EUA (USGS). A segunda etapa foi a segmentação da imagem, que consiste na divisão da imagem em pequenas regiões (dependendo do parâmetro de escala) internamente homogêneas. Isso significa dizer que os valores dos pixels (níveis de cinza) que estão dentro do limite dessa região são semelhantes entre si, o que garante a homogeneidade espectral interna do segmento. Esta segmentação da imagem se dá a partir da escolha de um parâmetro de escala, onde, quanto maior esse parâmetro, maior será o tamanho deste segmento (figura 3).

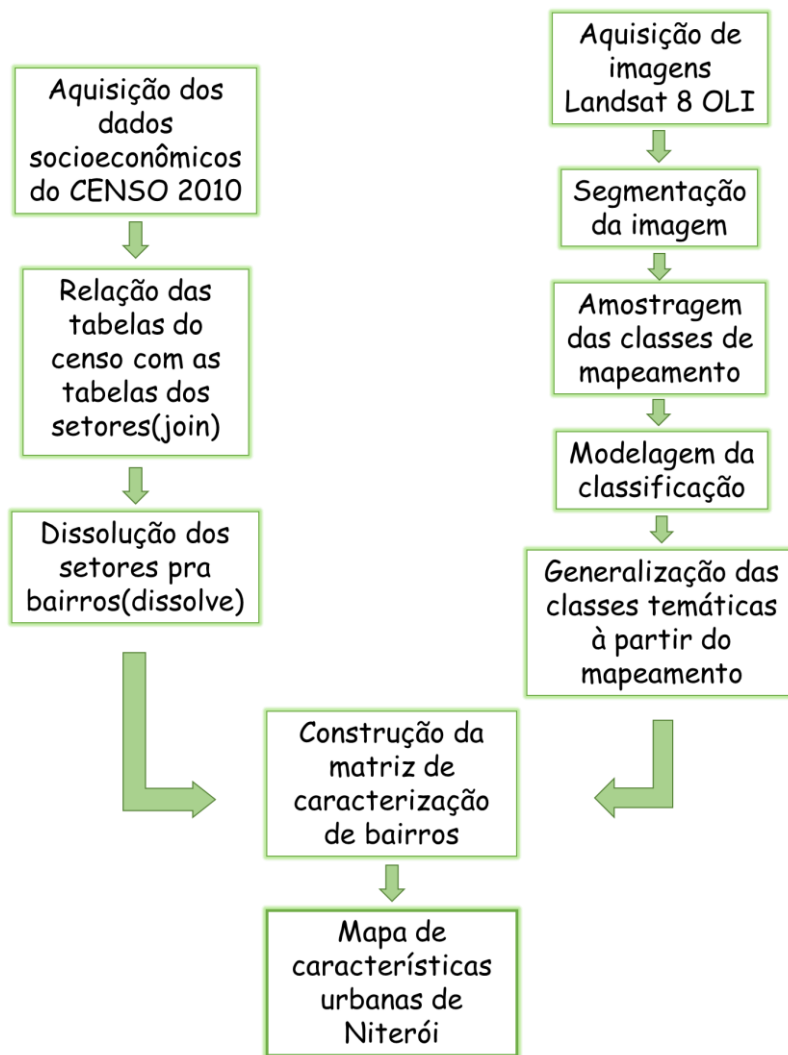


Figura 3. Fluxograma de Atividades

A escolha do parâmetro para a segmentação da imagem Landsat 8 (OLI) para esta pesquisa (nível 100) se deu a partir de inúmeros testes até que se encontrasse um valor que proporcionasse a separação de objetos aparentemente diferentes na imagem da forma mais eficiente possível.

Em seguida foi realizada a amostragem das classes de mapeamento. Essa fase também é chamada de treinamento, e nela são selecionados segmentos que representarão cada classe que se deseja mapear na superfície terrestre. Na fase de amostragem é fundamental que se tenha confiança na escolha das amostras para que não se comprometa a modelagem dos descritores estatísticos que virá a seguir. Os descritores estatísticos são representativos do comportamento dos segmentos ou objetos, sendo

a média, desvio padrão, brilho, entre outras estatísticas que são calculadas para os valores dos pixels internos a um objeto. A pesquisa contou também com a utilização de descritores específicos para identificação de áreas urbanas, que foi o índice diferença normalizada para áreas construídas (NDBI), calculado por Zha et al. (2003), que é largamente utilizado para a identificação de manchas urbanas.

Posteriormente foi executada a modelagem, que foi feita comparando-se cada descritor estatístico para cada conjunto de amostras. O descritor que foi responsável pela maior diferenciação entre classes, foi modelado para aumentar a pertinência daquele conjunto de amostras pertencente à determinada classe.

Após todas as etapas de mapeamento, foram delimitadas as seguintes classes temáticas:

- Ocupação Urbana de Alta Densidade Vertical (Urbanização Intensa e Vertical): Áreas urbanas completamente consolidadas com predominância de construções de alto gabarito, como prédios tanto residenciais como comerciais ou empresariais, a exemplo dos grandes centros.
- Ocupação Urbana de Alta Densidade Horizontal (Urbanização Intensa): Áreas urbanas completamente consolidadas, porém onde haja predomínio de construções de baixo gabarito, tanto residenciais como comerciais ou empresariais.
- Ocupação Urbana de Média Densidade (Urbanização Moderada): Áreas urbanas consolidadas, porém, predominantemente residenciais e de baixo gabarito.
- Ocupação Urbana de Baixa Densidade (Urbanização Rarefeita): Áreas urbanas extremamente esparsas com presença significativa de vegetação. Em geral, são áreas residenciais.
- Outros Usos ou Coberturas: Áreas onde não foram identificadas ocupações urbanas pertinentes à escala de mapeamento (1:100.000).

Construção da matriz de caracterização de bairros

A etapa posterior do trabalho foi a construção da Matriz de Caracterização de Bairros, que consiste numa metodologia simples, criada para facilitar a caracterização dos bairros por percentual de área construída, tipo de urbanização e renda per capita. Os dados socioeconômicos desta matriz foram adquiridos a partir do Censo 2010, para

Tahmires Pinnola Lovisi e Vinicius da Silva Seabra, *Análise de dados censitários e temáticos na caracterização da ocupação urbana dos bairros de Niterói*

setores censitários, tendo sido manipulados em ambiente SIG, onde fora executada uma generalização dos dados (Bottom-Up) de setores para bairros.

Nas colunas desta matriz foram separados os bairros segundo a renda per capita, em: Classe D (até 1 salário mínimo); Classe C (entre 1 e 2 salários mínimos); Classe B (entre 2 e 4 salários mínimos); e Classe A (acima de 4 salários mínimos). Vale ressaltar que o valor de salário mínimo utilizado equivale a R\$ 510,00, que era o seu valor na época da pesquisa do Censo 2010.

Já nas linhas da matriz foram classificados os bairros de acordo com o seu tipo de urbanização. Esta classificação diferencia os bairros em: Urbanização rarefeita com forte predomínio de áreas verdes (quando as áreas de urbanização rarefeita e não urbanas ultrapassam 75% da área total do bairro); Urbanização moderada (onde, dentre os usos urbanos, predominam os moderados); Urbanização intensa (onde, dentre os usos urbanos, predominam os intensos); e urbanização intensa e muito verticalizada (onde a urbanização intensa vertical for superior a 70%).

Dentro das células desta matriz, classificaremos os bairros por características de renda e tipo de urbanização, e temos ainda, numa versão mais completa, a descrição de cada bairro a partir do número de domicílios, relação de habitantes por domicílios, número médio de banheiros nos domicílios, número de domicílios sem renda, e tipo de domicílio (casa, casa em vila ou apartamentos).

Resultados

Os resultados encontrados para o mapeamento de uso e cobertura da terra no município de Niterói (figura 4) apontam para uma distribuição da população muito condicionada aos aspectos físicos do local, principalmente pelos maciços costeiros da região, que fazem com que a ocupação urbana cresça "estrangulada" entre principais vales e planícies existentes na área. Seguindo estas mesmas premissas, temos as principais vias que cortam o município, e que ligam a metrópole do Rio de Janeiro com o Leste Fluminense, construídas ao longo da planície costeira ou entre os vales entre os maciços. Percebe-se que a ocupação do município também segue esta lógica espacial.

A presença das lagoas de Piratininga e Itaipu são marcantes em Niterói, contribuindo para que os corpos hídricos representem com 3,75% da superfície do município. As áreas não urbanizadas, ou de urbanização isolada, representada pela classe "Outros" é a predominante em todo recorte espacial (62,67%), e está distribuída principalmente sobre os maciços costeiros do município (figura 5).

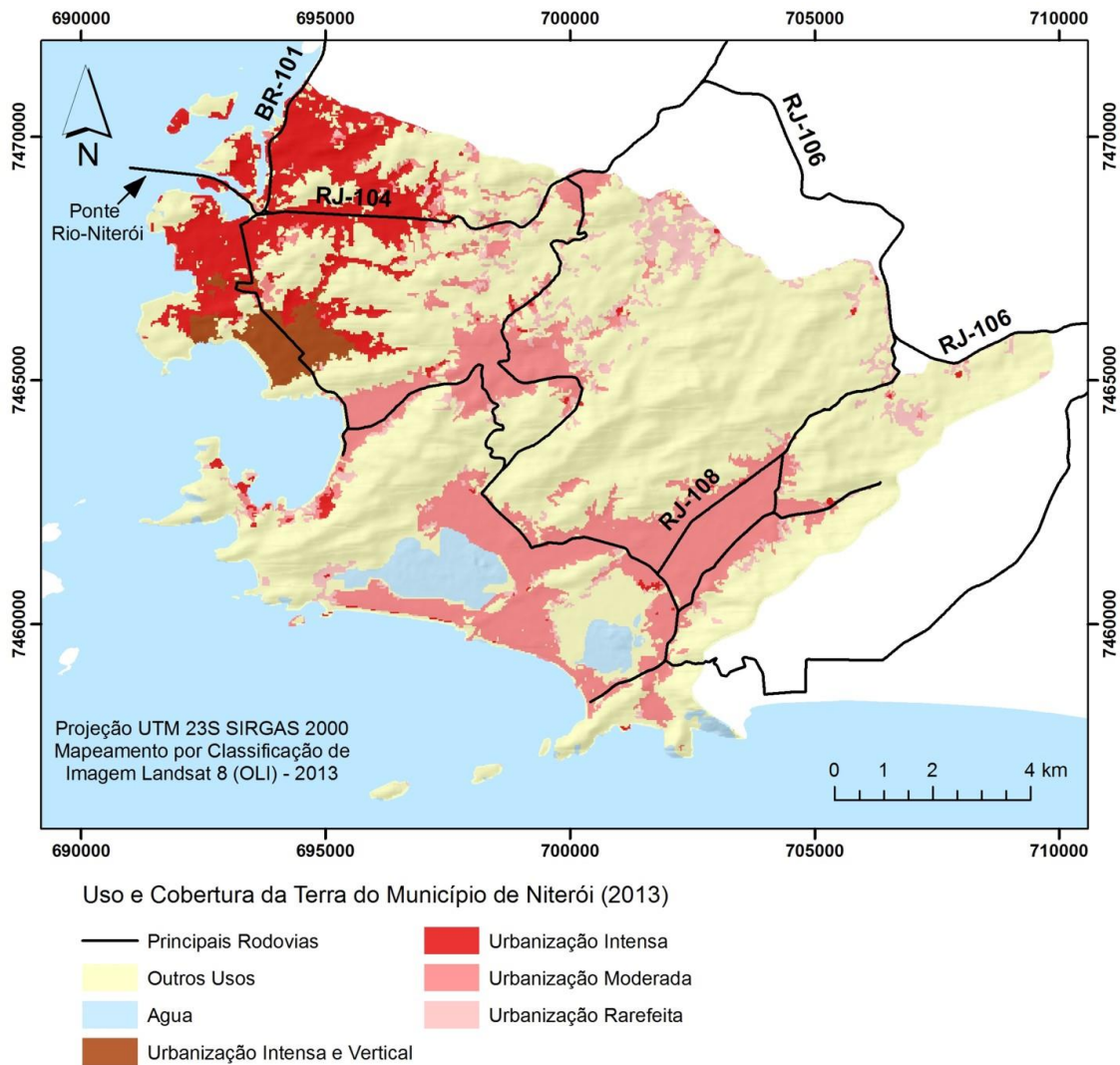


Figura 4. Mapa de uso e cobertura do Solo no município de Niterói (2013)

A classe de urbano médio, ou urbanização moderada, é a que predomina entre as classes de urbano (17,93%). Esta se distribui principalmente nas porções central e sul do município, ocupando as planícies fluvio-lagunares da região oceânica de Niterói. Já na porção noroeste do município vemos o predomínio da urbanização intensa (9,29%) e a urbanização intensa e vertical (2,02), que ocupam os mesmos tipos de planície,

Tahmires Pinnola Lovisi e Vinicius da Silva Seabra, *Análise de dados censitários e temáticos na caracterização da ocupação urbana dos bairros de Niterói*

com uma faixa litorânea voltada desta vez para a Baía de Guanabara. A urbanização rarefeita (4,34%) distribuiu-se principalmente no interior do município, de maneira dispersa, ou seja, pouco concentrada.

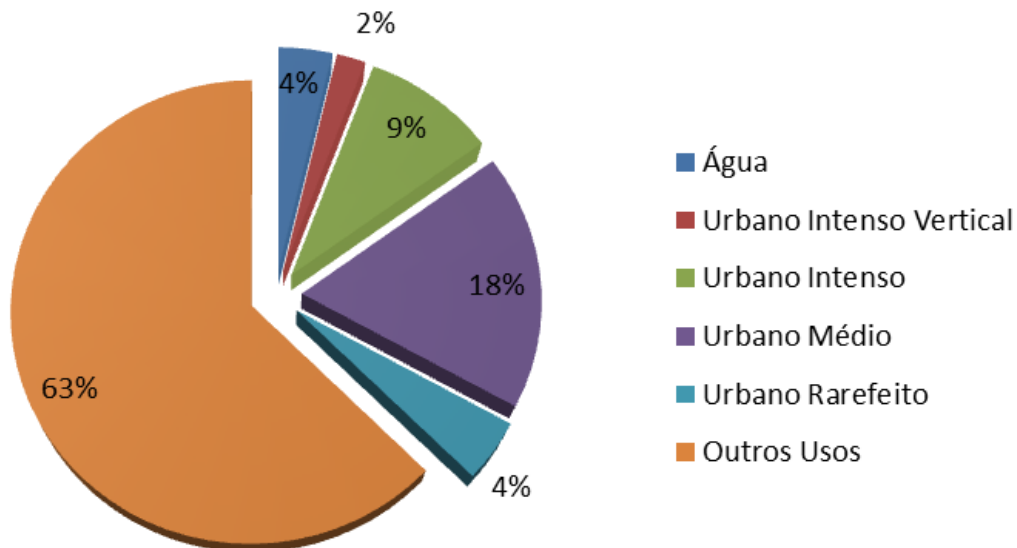


Figura 5. Quantificação das classes de ocupação no município de Niterói (2013).

Analisando espacialmente os resultados da matriz, percebemos que em muitas situações existe uma forte correlação espacial entre as características dos bairros. A classe CIII, por exemplo, está toda agrupada na região noroeste do município, e o mesmo ocorre com as classes BIII e AIV. Nesta região, uma única exceção passa a ser o Morro do Estado, que aparece como um bairro de baixa renda cercado de outros bairros com uma população de maior poder aquisitivo (figura 6). Outro aspecto muito importante é que, salvo Jurujuba (26), que tem por característica a presença de muitas comunidades de pescadores, não temos bairros de baixo poder aquisitivo no litoral oceânico de Niterói. Isto é explicado, obviamente, pelas amenidades positivas oferecidas pela proximidade das praias que ali existem. É importante destacar que na porção norte do município temos a Baía de Guanabara, onde estas amenidades não estão presentes, uma vez que esta faixa litorânea é ocupada pela indústria naval, o que contribui para que as praias sejam muito poluídas.

Tabela 1. Matriz de caracterização urbana dos bairros de Niterói

| | Classe A | Classe B | Classe C | Classe D |
|--|--|---|--|---|
| Urbanização Rarefeita ou Bairros com Predomínio de Áreas Verdes (I) | Boa Viagem (4) Itacoatiara (21) Matapaca (31) | Charitas (11) Gragoatá (17) Jardim Imbuí (25) São Domingos (44) Vila Progresso (48) | Cafubá (7) Cantagalo (8) Cubango (12) Engenho do Mato (13) Rio do Ouro (37) Sapê (42) Viradouro (49) Várzea das Moças (52) Tenente Jardim (47) | Baldeador (2) Jacaré (24) Jurujuba (26) Maria Paula (30) Muriqui (33) Viçoso Jardim (51) |
| Urbanização Moderada (II) | Camboinhas (5) Santo Antônio (41) São Francisco (45) | Badu (1) Itaipu (22) Maravista (29) Santa Rosa (39) Serra Grande (43) | Cachoeira (6) Largo da Batalha (27) Piratininga (34) Ponta d'areia (35) Santa Bárbara (38) | Caramujo (9) Ititioca (23) Maceió (28) |
| Urbanização Intensa (III) | - | Centro (10) Fátima (16) Pé Pequeno (36) | Barreto (3) Engenhoca (14) Fonseca (15) Ilha da Conceição (19) Santana (40) São Lourenço (46) | Morro do Estado (32) |
| Urbanização Intensa e Muito Verticalizada (IV) | Icaraí (18) Ingá (20) Vital Brasil (50) | - | - | - |

* Entre parênteses inserimos a numeração que localiza os bairros no mapa da figura 1.

O bairro de Piratininga (34), classificado com uma renda média predominante entre 1 e 2 salários mínimos, apresenta um dos maiores valores para o desvio padrão de renda, o que pode justificar sua posição atual (CII). Ou seja, existe uma variação grande na renda dos moradores deste bairro, o que pode ser representativo de diferenças sociais. Estas diferenças são marcadas por uma população de maior renda presente na faixa próxima às praias, e uma de menor poder aquisitivo fora desta faixa.

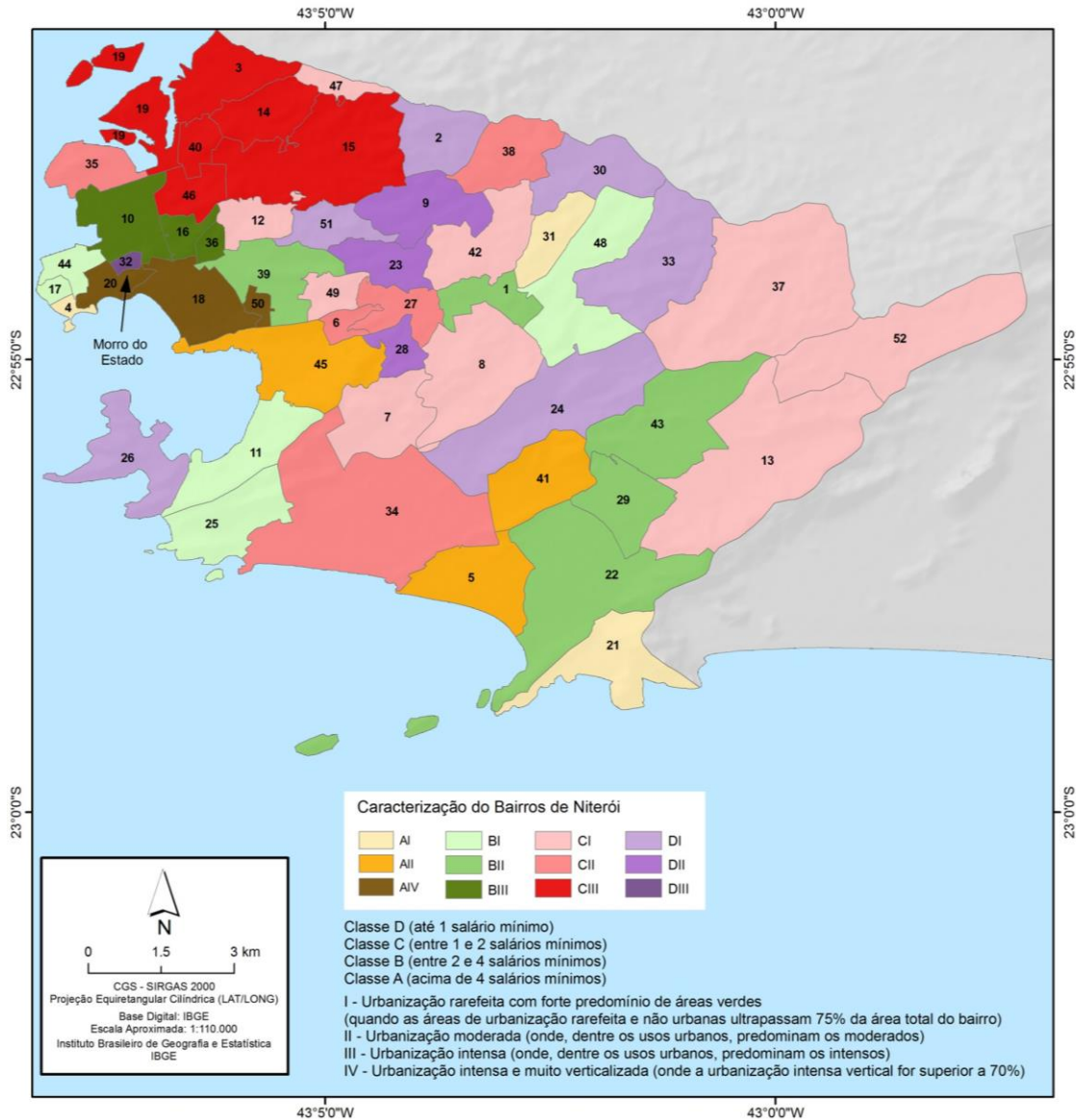


Figura 6. Mapa de Características Urbanas dos Bairros de Niterói

Podemos perceber também que só há urbanização intensa e verticalizada nos bairros de classe A, devido ao alto preço do solo urbano causado pela amenidade que é a praia, assim, explica-se a ausência das outras classes.

Por outro lado, podemos ver a mancha vermelha do que é chamado de “Zona Norte” de Niterói, que indica urbanização intensa e predominância da classe C, pois, onde se destaca a renda de 1 a 2 salários mínimos, ou seja, prevalece uma classe menos abastada, que pode ser explicada também devido à grande quantidade de favelas em sua área. Porém, visivelmente esses bairros estão em um forte processo de verticalização, com a construção de diversos empreendimentos imobiliários para

moradia, surgindo assim, um conflito de interesses, pois, a população residente, dificilmente terá renda para adquirir tais imóveis.

Conclusões

A análise das imagens Landsat 8 (OLI) e ainda de descritores urbanos (NDBI e BuiltUp) na classificação baseada em objetos, realizada por (LOURENÇO, 2014) mostrou-se muito compatível com os objetivos traçados para este trabalho. No entanto é importante destacar que ainda assim é de extrema importância o conhecimento da área e a execução de trabalhos de campo, para que pudéssemos apontar os resultados com maior segurança.

A partir das análises das variáveis de forma especializada, revelou-se a importância de conjugar dados agregados por setor com um mapeamento urbano. Essa análise permitiu a caracterização das áreas urbanas, seus níveis de densidade, e suas características socioeconômicas. Para um planejamento urbano de qualidade uma análise conjunta de vários fatores distintos é fundamental para que se conheça profundamente a realidade destes recortes extremamente heterogêneos que são os espaços urbanos.

Esta pesquisa procura ressaltar os pontos mais importantes das mudanças paisagísticas e sociais que vem acontecendo no município de Niterói, por isso, é uma pesquisa que será futuramente aprofundada a fim de compreender melhor estas modificações locais, e que permanece em aberto, devido ao grau de mutabilidade, e grande quantidade de dados a serem ainda analisados, com o propósito de seja utilizada para aperfeiçoar o planejamento deste município de forma ordenada e igualitária. Este trabalho é fruto de pesquisas realizadas pelo Observatório Geográfico do Leste Metropolitano do Rio de Janeiro (OBGEO-LMRJ), na Faculdade de Formação de Professores da Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ-FFP).

Referências

BLASCHKE, T. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. Austria, nº 65, 2-16. 2010.

Tahmires Pinnola Lovisi e Vinicius da Silva Seabra, *Análise de dados censitários e temáticos na caracterização da ocupação urbana dos bairros de Niterói*

CRUZ, C.B.M.; VICENS, R.S.; SEABRA, V.S.; REIS, R.B.; FABER, O. A.; RICHTER, M.; ARNAUT, P.K.E.; ARAÚJO, M. Classificação orientada a objetos no mapeamento dos remanescentes da cobertura vegetal do bioma Mata Atlântica, na escala 1:250.000. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 04., 2007, Florianópolis, SC. *Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, INPE, p. 5691-5698. 2007.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. *Base de informações do Censo Demográfico 2010: resultados da Sinopse por setor censitário*. Ministério de Planejamento, Orçamento e Gestão. Centro de Documentação e Disseminação de Informações. Disponível em: <http://censo2010.ibge.gov.br/resultados>. 2010

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Manual Técnico de Uso da Terra*. 3ª edição. Brasil. Rio de Janeiro. 2013.

LOURENÇO, J. S. Q. *Análise da distribuição espacial das áreas urbanas no eixo Niterói, São Gonçalo, Itaboraí e Tanguá fazendo uso de classificação baseada em objetos de imagens Landsat 8*. Monografia de Especialização. Dinâmicas Urbano-Ambientais e Gestão do Território. Faculdade de Formação de Professores. UERJ-FFP. 2014.

ZHA, Y., GAO J., and NI S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3):583–594. 2003.

Trabalho enviado em outubro de 2015.
Trabalho aceito em dezembro de 2015.

OBTENÇÃO DE ÍNDICES GEOMORFOLÓGICOS A PARTIR DE OBSERVAÇÕES EM SUPERFÍCIE MODELADA E SUA INFLUÊNCIA COM EVENTOS DE DESLIZAMENTOS NA BACIA DO VALE DO CUIABÁ - PETRÓPOLIS (RJ)

Igor Vieira Vargas Colares*

Luis Felipe Barreto de Oliveira*

Rodrigo Sá de Araujo**

Manoel do Couto Fernandes***

Resumo: Existe uma série de alternativas para trabalhar com a dimensionalidade dos elementos de uma paisagem, e mesmo assim o geoprocessamento possui uma limitação estabelecida pela não consideração da irregularidade do espaço a ser analisado. Com o intuito de entender como as diferentes observações em superfície planimétrica (SP) e modelada (SM) podem se comportar mediante as mensurações morfológicas, o presente trabalho busca comparar resultados de índices geomorfológicos obtidos a partir destes dois tipos de observações na bacia do rio Cuiabá, localizada no município de Petrópolis (RJ). Todo estudo foi desenvolvido na escala de 1:10.000 compilada das bases topográficas onde foram construídas os índices geomorfológicos em superfície planimétrica, tais como Gradiente Topográfico (Gt), Densidade de Drenagem (Dd) e Índice de Eficiência de Drenagem (IED). Resultados mostraram um significado aumento para superfície modelada em relação à planimétrica, principalmente em relação a medidas de área e comprimento de drenagem, com um aumento médio de 18.58% e 6.31% respectivamente. Os cálculos destes índices geomorfológicos, possibilitam observar novas informações que se aproximam mais da realidade.

Palavras-chave: índice de eficiência de drenagem, eixo de concavidade, índices geomorfológicos.

*Bacharelados em Ciências Matemáticas da Terra – BCMT/UFRJ - igorcolares@ufrj.br; luisbarreto@ufrj.br

**Faculdade de Ciências Sociais e Humanas, Universidade Nova de Lisboa – rodrigoaraujo.ufrj@gmail.com

***Professor Associado do Departamento de Geografia da UFRJ – manoel.fernandes@ufrj.br.

OBTAINING GEOMORPHOLOGICAL INDEX FROM OBSERVATIONS IN PATTERNED SURFACE AND ITS INFLUENCE WITH LANDSLIDE EVENTS IN CUIABÁ VALLEY BASIN - PETROPOLIS (RJ)

Abstract: There are many alternatives to work with the dimensions of the elements of a landscape, and even then the GIS has a limitation established by not consider the irregularity of the space to be analyzed. Aiming to understand how the different observations on behavior in a planimetric surface (SP) and patterned surface (SM) by variations of size and morphological measurements, this work seeks to compare results of geomorphological indices obtained from these two types of observations in the Cuiaba river basin, located in the city of Petropolis (RJ). Every study was developed on the scale of 1:10.000 topographic compiled bases where were built geomorphological indices in planimetric surface, such as Topographic Gradient (TG), Drainage Density (Dd) and Drainage Efficiency Index (DEI). Results showed a significant increase for the patterned surface in relation to the planimetric, mainly concerning measurements of area and length of drainage, with an average increase of 18.58% and 6.31%, respectively. The calculations of these geomorphological indexes, shows the opportunity to observe new information that approach the reality.

Keywords: drainage efficiency index, hollow, geomorphological indices.

LA OBTENCIÓN DE ÍNDICES GEOMORFOLÓGICOS A PARTIR DE OBSERVACIONES EN LA SUPERFICIE MODELADA Y SU INFLUENCIA SOBRE LOS ACONTECIMIENTOS DE RESBALONES EN LA CUENCA DEL VALLE DE CUIABÁ

Resumen: Un número de alternativas para trabajar con la dimensionalidad de los elementos de un paisaje, e incluso entonces el GIS tiene una limitación establecida al no considerar la irregularidad del espacio que va a analizarse. Con el fin de entender cómo las diferentes observaciones en superficie planimétrica (SP) y modelado (SM) pueden comportarse mediante mediciones morfológicas, este trabajo pretende comparar los resultados de los índices geomorfológicos obtenidos de estos dos tipos de observaciones en la cuenca del río Cuiabá, ubicados en la ciudad de Petrópolis (RJ). Todo estudio se desarrolló en la escala de 1: 10.000 topográfico compilado a partir de bases donde los índices geomorfológicos se construyeron en la superficie planimétrica, como gradiente topográfico (Gt), densidad de drenaje (Dd) y el Índice de Eficiencia de drenaje (IED). Los resultados mostraron un aumento de la superficie en forma significativa en relación con el planimétrico, especialmente en relación con las mediciones de área y el drenaje de longitud, con un incremento medio del 18.58% y 6.31%, respectivamente. Los cálculos de estos índices geomorfológicos,

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

permiten observar la nueva información que están más cerca de la realidad.

Palabras clave: drenaje ratio de eficiencia, eje de la convexidad, índices geomorfológicos.

Introdução

Nas últimas décadas os avanços em pesquisas científicas e ferramentas para análises, tais como softwares e instrumentos para a pesquisa em campo, obtiveram melhoramentos de forma acelerada. Este avanço inclui também melhoramentos na área de geoprocessamento, que por sua vez é uma técnica que cada vez mais se torna essencial para estudos da morfologia de um terreno. Tais estudos são de grandes relevâncias, pois a análise e observação dos fenômenos ocorridos em relevos acidentados podem auxiliar na prevenção de eventuais movimentos de massa, como por exemplo, os que assolaram a região serrana do Estado do Rio de Janeiro. Porém existem cuidados a serem tomados devido à variação de altitude do relevo, pois os estudos são alcançados através de observações em superfície planimétrica (bidimensional), não atentando a variação altimétrica, ou seja, a rugosidade da paisagem.

Em locais com relevo acidentado, como o do presente artigo, uma leitura da paisagem numa coleta de dados a partir de superfícies planimétricas, ou seja, em uma representação do relevo de forma bidimensional (2D), plana, existe contraste se compararmos com a mesma análise dos dados a partir de observações em superfície modelada. Esta diferença é observada devido ao fato das mensurações em superfície modelada levar em consideração as diferenças altimétricas do relevo, fornecendo uma leitura tridimensional (3D) da paisagem.

Os processos geomorfológicos se expressam através desta tridimensionalidade da paisagem por meio das diferenças altimétricas e das formas geométricas das encostas. E de acordo com Coelho Netto (1995), esses elementos são de fundamental importância na análise da dinâmica hidrológica e erosiva de uma paisagem. Assim, o seu melhor entendimento passa pela adoção de observações em superfície modelada.

O presente estudo visa comparar e analisar a adoção de observações em superfície

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

planimétrica (SP) e superfície modelada (SM) do índice geomorfológico de eficiência de drenagem (IED) na bacia do rio Cuiabá. O índice de eficiência de drenagem (IED) é apresentado por COELHO NETTO et al. (2007), e define um valor proporcional à capacidade do relevo em drenar a água superficial de uma bacia e, por envolver parâmetros morfométricos de área e comprimento, possui respostas diferentes quando são adotadas as análises em superfície modelada e planimétrica. Para tanto, serão assumidas estas observações para as mensurações de área da bacia, comprimento de drenagem e concavidades, e densidade de drenagem.

O Vale do Cuiabá é uma localidade definida pela bacia do rio de mesmo nome, que está localizado no distrito de Itaipava, município de Petrópolis, que se encontra na região serrana do Estado do Rio de Janeiro (Figura 1). Esta bacia possui um desnivelamento altimétrico de 1100 m, variando de 760 m no outlet da bacia até 1860 m no pico Maria Antonieta, que é um dos divisores da bacia. Este forte desnivelamento em uma área relativamente pequena (36,19 Km² em superfície planimétrica) resulta em declives acentuados que muitas vezes superam os 75% de declividade (Botelho, 1996).

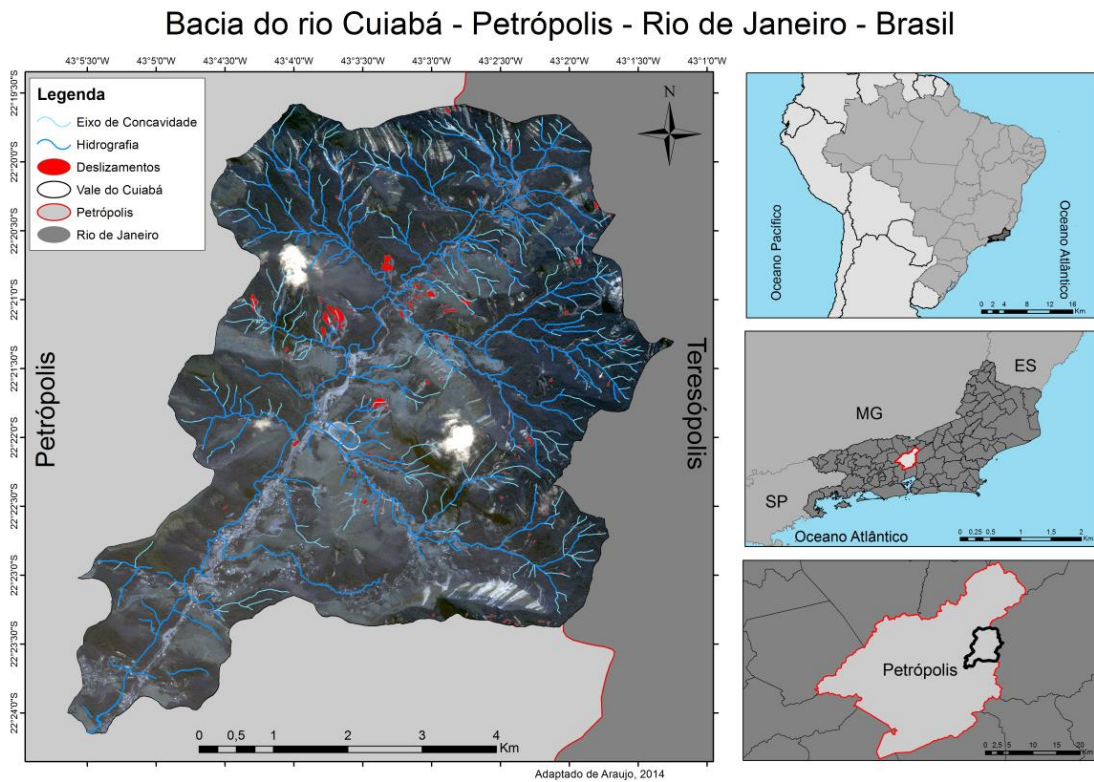


Figura 1. Localização do vale do rio Cuiabá.

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

Esta bacia hidrográfica é do tipo circular, caracterizada por um forte controle estrutural que confina o rio principal, rio Cuiabá, em uma fratura que se estende no sentido NE-SO. A de uma maneira geral apresenta uma pequena variação litológica, com o predomínio de gnaisses. Os solos são predominantemente rasos e a vegetação não possui enraizamento profundo em função da espessura do solo e da pobreza em nutrientes. A região apresenta uma alta concentração pluviométrica, principalmente no verão quando são registrados casos de chuvas com volume próximo de 100mm/dia. Diante destas características, que possuem relação bem intensa, torna se importante toda à análise e estudo da hidrografia e seus índices geomorfológicos com o intuito de compreender os movimentos de massa que ocorrem nesta localidade.

Os movimentos de massa podem ser classificados quanto à velocidade de escoamento de materiais abaixo, o tipo de material envolvido, a geometria do terreno e a presença ou não de água. Os tipos comumente conhecidos, são o rastejamento, que tem por características movimentos lentos e contínuos, possuindo escoamento difuso, explicando assim a convexidade de encostas que as apresentam; as corridas de massa que estão ligadas a um rápido processo de escoamento de solo ou do composto de solo e rocha com massa de aspecto viscoso, podendo possuir ou não uma superfície de movimentação; os desmoronamentos que também são rápidos no deslocamento, porém movimentam um bloco de terra, ocorrendo em vertentes íngremes, sendo comum em cortes de encosta; os escorregamentos, que possuem movimentos rápidos, mas com limites laterais e profundidades definidos, apresentando geometria planar, circular ou em cunha.

Este último tipo de movimento de massa é o mais característico da região de estudo. Os escorregamentos podem ser rotacionais ou translacionais. O primeiro está frequentemente associado a cortes na base das vertentes, sejam para implementação de estradas ou por erosão fluvial. O escorregamento translacional raso, de ocorrência mais frequente na bacia rio do Cuiabá, tem seu desenvolvimento associado a causas naturais e a influência antrópica de modificação da paisagem. Grande parte dos escorregamentos ocorridos na alta bacia do rio Cuiabá, originadores dos processos interconectados de corrida de lama e detritos, foram constituídos por esse tipo de

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

movimento, também mencionados por alguns autores como aqueles que mobilizam quase que exclusivamente o horizonte superior de solos, ou seja, possuem caráter planar (Fernandes & Amaral, 2000; Santos, 2004; Gonçalves & Guerra, 2006; Guerra, 2007). Estes movimentos de massa podem por vezes atingir uma dinâmica subsuperficial, dependendo do desenvolvimento pedogenético encontrado. Outra característica intrínseca a estes movimentos é que estes possuem um plano de ruptura definido, geralmente côncavo e de forma repentina, de curta duração.

Metodologia

Para alcançar os objetivos propostos foram utilizadas metodologias encontradas na literatura nacional e internacional. Algumas metodologias sofreram adaptações necessárias, a fim de atender o propósito da pesquisa. Desta forma, foi distribuída em três etapas (Figura 2).

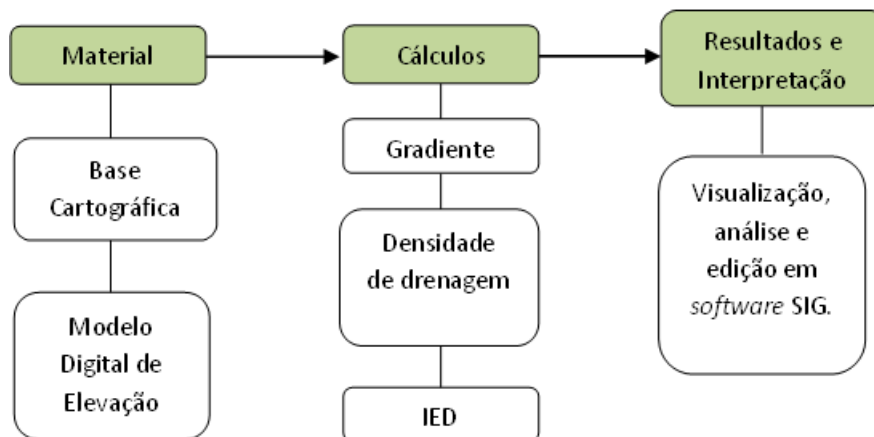


Figura 2. Etapas da metodologia.

Na primeira etapa houve o reconhecimento da área, levantamento bibliográfico e a aquisição da base cartográfica do município de Petrópolis, na escala de 1:10.000, fornecida pela Prefeitura Municipal de Petrópolis. Na base cartográfica fornecida pela Prefeitura Municipal de Petrópolis foram encontrados alguns erros nos vetores de hipsometria e de drenagem como, por exemplo, linhas com erros altimétricos, linhas que se cruzavam e linhas desconexas, e assim foram feitas as devidas correções.

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

Além disso, os movimentos de massa ocorrido no evento catastrófico de 12 de janeiro de 2011 foram delimitados a partir do uso de uma imagem WorldView II do tipo Ortho Ready Standard Level-2A (ORS2A), adquirida em 28 de setembro de 2011, com ângulo off-nadir 22,5° e resolução radiométrica de 8 bits, contendo as bandas multiespectrais com resolução espacial de 2 m e a banda pancromática com resolução espacial de 0,5 m, incluindo arquivos Rational Polynomial Coefficient (RPC).

Para o presente estudo foram adotadas apenas as bacias de 2ª ordem, pois foram observados resultados mais consistentes e satisfatórios para a comparação das superfícies planimétrica e modelada, como proposto por Araújo (2014). Outro motivo importante se deve ao fato de cerca de 80% dos deslizamentos ocorridos serem encontrados nas bacias de 2ª ordem. Foram delimitadas 41 bacias de 2ª ordem, de acordo com a classificação de STRALHER (1952), como podemos ver na figura 3.

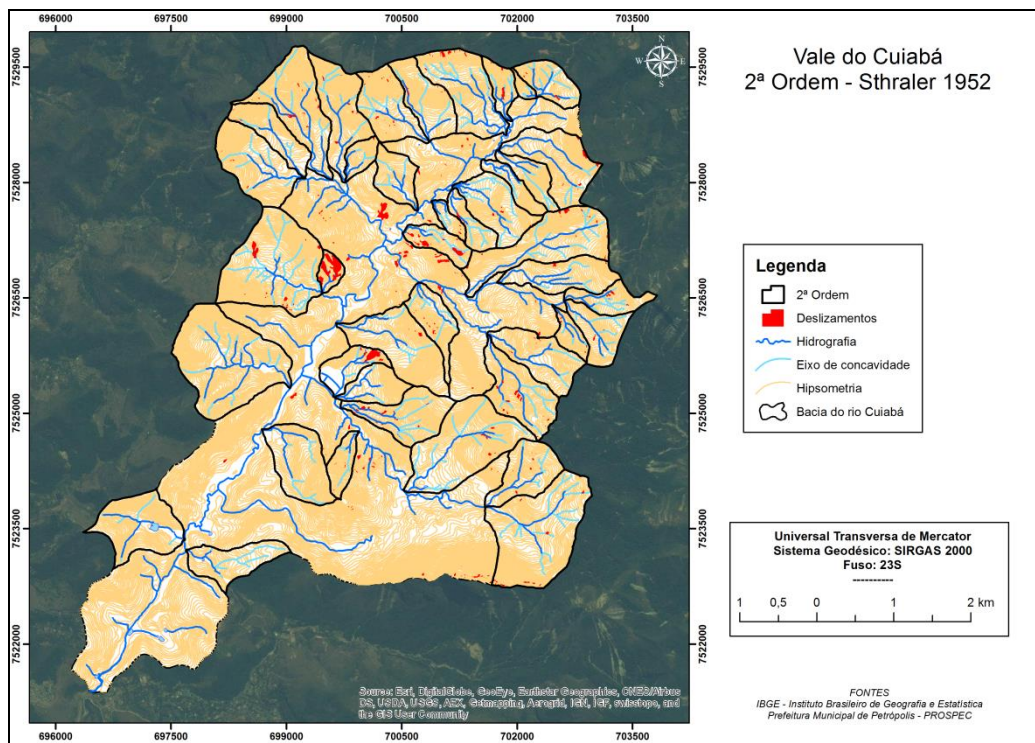


Figura 3. Bacias de segunda ordem, total de 41.

Na segunda etapa foi gerado o modelo digital de elevação (MDE), a partir dos dados hipsométricos da base cartográfica utilizada. Na área de estudo, devido a seu relevo bem acentuado e irregular, optou-se pelo uso do método grade irregular triangular

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

(Triangular Irregular Net - TIN) com o algoritmo de ajuste linear. Fernandes & Menezes (2005) indicam o uso deste tipo método de construção de MDE para obtenção de observações em superfície modelada em áreas com relevo acentuado.

Na última etapa foram feitos os cálculos dos índices geomorfológicos, tais como densidade de drenagem (Dd) e gradiente topográfico (GT). A partir destes dois índices foi obtido o Índice de Eficiência de Drenagem (IED). Toda a estrutura dos índices foram aplicados em superfície planimétrica, e posteriormente em superfície modelada, afim de adquirir uma melhor compreensão das observações nas diferentes superfícies e analisa-las quanto suas respostas.

A densidade de drenagem (Dd) é um índice associada ao escoamento superficial que indica a capacidade de dissecação da estrutura da superfície em função da drenagem. Este índice se expressa através da relação entre o comprimento de drenagem e a área da bacia de segunda ordem, como apresentado por STRAHLER (1952) ($Dd = \text{Comprimento total da drenagem} / \text{Área da bacia de 2ª ordem}$). O gradiente topográfico é razão calculada a partir do comprimento do eixo da bacia pela amplitude de cada sub bacia de 2ª ordem. Este índice gera um valor adimensional que representa a transformação da energia potencial em cinética, indicando um parâmetro de avaliação da morfologia fluvial, no que diz respeito a velocidade de escoamento e a carga sedimentar relacionada.

Com os índices geomorfológicos descritos, foi obtido um mapa de resultante analítico-integrativa (índice de eficiência de drenagem – IED) que é definido por ser o valor resultante do produto dos elementos estruturais e funcionais de gradiente da bacia (Gt) pela densidade de drenagem (Dd), sendo assim: $IED = Gt \times Dd$. O IED, apresentado por COELHO NETTO et al. (2007), define um valor proporcional à capacidade do relevo em drenar a água de superfície de uma bacia e, por envolver parâmetros morfométricos de área e comprimento de drenagem, possuindo respostas diferentes quando são adotadas as análises em superfície modelada e planimétrica.

Este índice mostra elevada relação com os movimentos de massa das bacias, incluindo os deslizamentos translacionais rasos. A resposta hidrológica para este índice se mostra ainda mais pertinente quando considerados os eixos de concavidade, que

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

possuem um fluxo saturado, e diante de eventos pluviométricos intensos a ocorrência de deslizamentos aumentam.

Dentro do índice a densidade de drenagem também foi considerada utilizando o eixo de concavidade para essas bacias de segunda ordem. A inclusão dos eixos para o cálculo do comprimento da drenagem pode ser observados na figura 4. Estes eixos são feições que promovem o acesso da água presente na superfície da bacia ao rio, portanto caracterizam zonas de convergência de fluxos, sendo parte integrante do escoamento superficial, junto com a drenagem permanente. Assim, sua adoção promove uma relação mais completa com a dinâmica real da área.

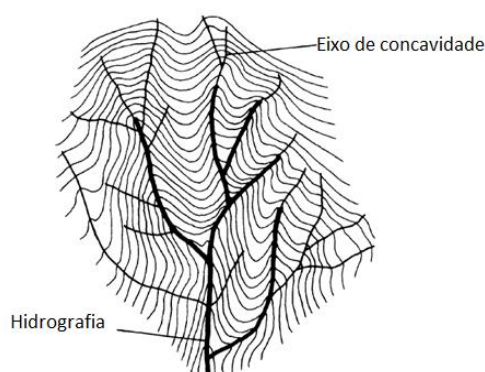


Figura 4. Indicação do eixo de concavidade e hidrografia dentro de uma bacia hidrográfica

Posteriormente, estes índices foram comparados e analisados a partir de dois tipos de observações para buscar entender os diferentes comportamentos gerados. Foram obtidos resultados para o IED com o acréscimo dos eixos de concavidade e também apenas com a drenagem permanente, buscando uma comparação dentro das bacias de drenagem.

Resultados

Os resultados apontaram para um aumento significativo em superfície modelada em relação à planimétrica, principalmente no que tange as mensurações de área e comprimento de drenagem, com um incremento médio de 18,58% e 5,31%, respectivamente. Esse comportamento aponta decisivamente para a diminuição dos

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

valores de densidade de drenagem nas bacias de segunda ordem, visto que foi percebido um maior aumento nas observações de área em relação às de comprimento de drenagem. Foi observada também uma mudança significativa quando implementado os eixos de concavidade somados a drenagem. Houve um percentual de diferença de 8,19% para o total da drenagem somado aos eixos. O índice de eficiência de drenagem também apresentou uma redução quando comparado entre a SP e a SM. Para o IED, sem considerar o eixo de concavidade houve um decréscimo de -10,88% comparando as superfícies. Já adicionando os eixos, esse decréscimo reduziu para -8,37%. Na tabela 1 pode se observar a diferença entre os valores obtidos a partir das observações em superfície planimétrica e modelada.

Tabela 1. Valores comparativos entre SP e SM

| VARIÁVEL | Superfície | Superfície | Diferença (%) |
|---|--------------------------------|--------------------------------|---------------|
| | Planimétrica (SP) | Modelada (SM) | |
| Comprimento Total de Drenagem | 58604,473 (m) | 61716,175 (m) | 5,31 |
| Comprimento Total de Drenagem + Eixo de concavidade | 113315,403 (m) | 122591,972 (m) | 8,19 |
| Área Total | 21437759,529 (m ²) | 25420061,287 (m ²) | 18,58 |
| IED Médio (Total de Drenagem - Eixo de Concavidade) | 0,050 (m/m ²) | 0,044 (m/m ²) | -10,88 |
| IED Total (Total de Drenagem + Eixo de Concavidade) Médio | 0,091 (m/m ²) | 0,083 (m/m ²) | -8,37 |

Estas diferenças também interferem na representação espacial dos índices analisados, onde mantendo uma mesma categorização a intervalos iguais, as bacias mudam de classes de acordo com as observações utilizadas. Esta variação interfere diretamente, também, na representação cartográfica da distribuição desses valores, que podem ser observadas nos mapas de IED sem os eixos (Figura 5-I e 5-II), onde 11 bacias sofreram redução de classes.

Comparando os mapas de IED com o acréscimo dos eixos (Figura 6-I e 6-II), é possível observar que 14 bacias tiveram suas classes reduzidas.

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

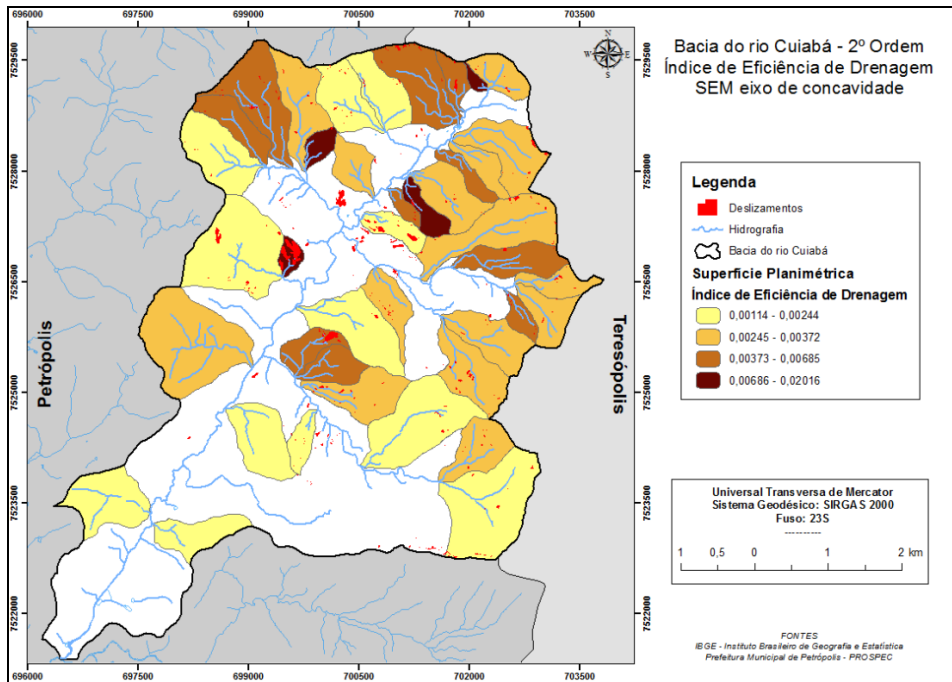


Figura 5-I. IED sem os eixos de concavidade em superfície planimétrica.

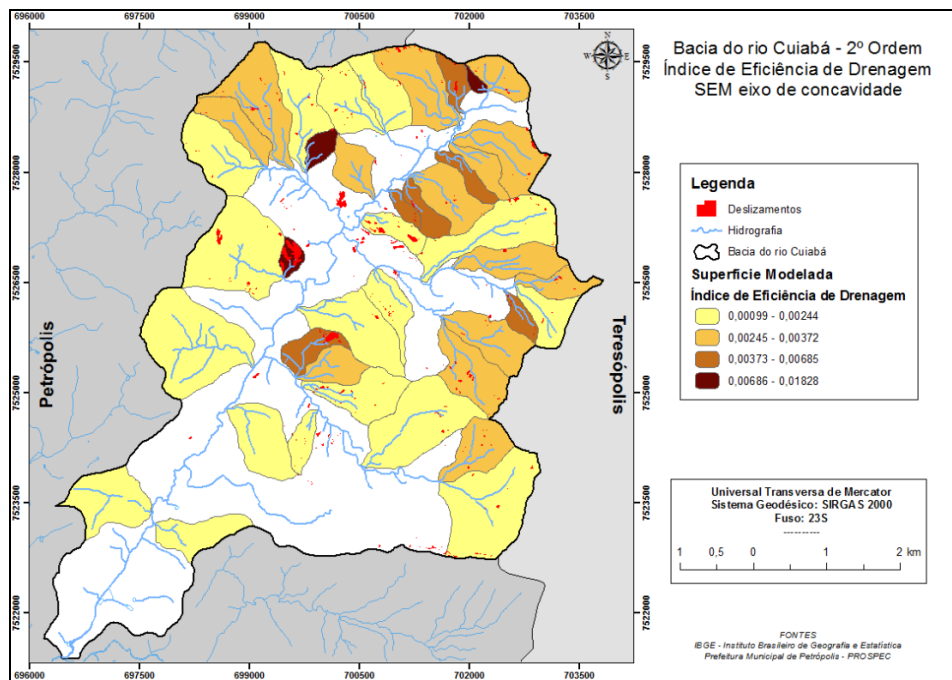


Figura 5-II. IED sem os eixos de concavidade em superfície modelada.

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

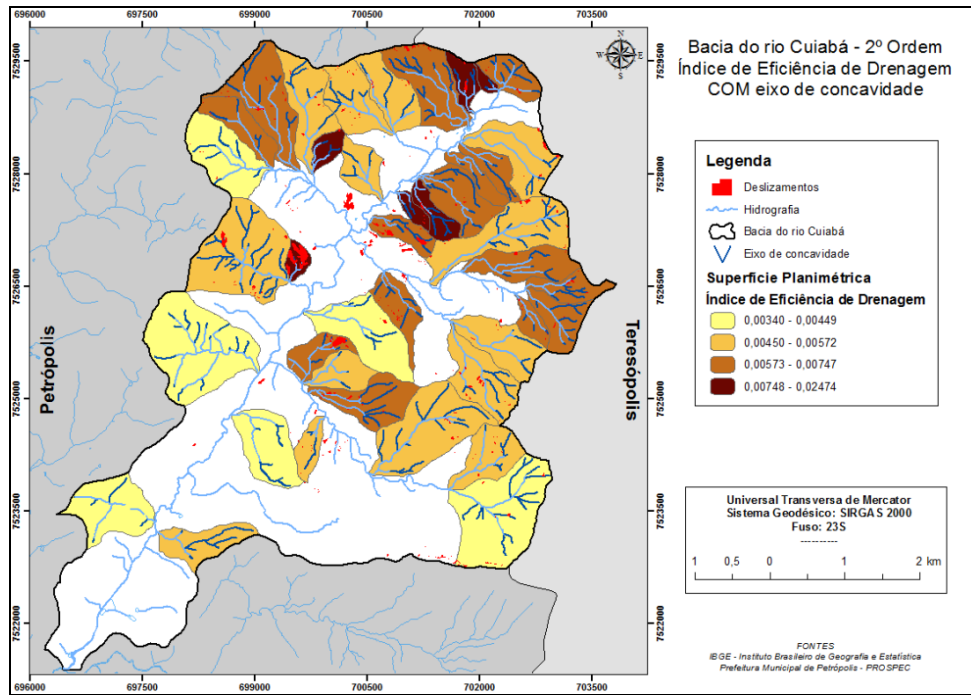


Figura 6-I. IED com os eixos de concavidade em superfície planimétrica.

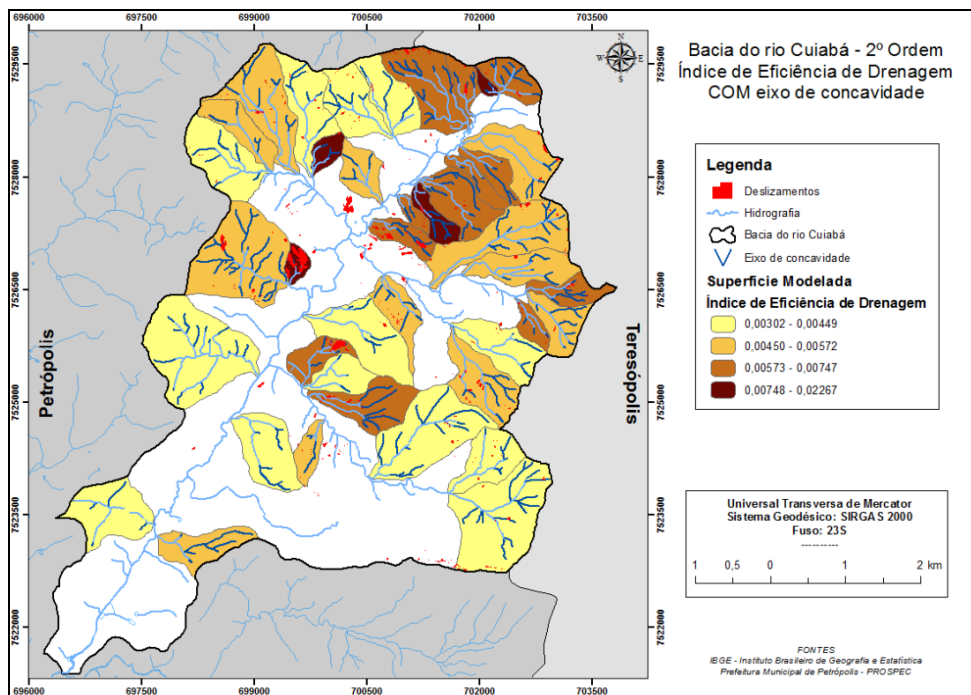


Figura 6-II. IED com os eixos de concavidade em superfície modelada.

As diferenças percentuais, quando levado em conta o eixo de concavidade refletem em uma menor variação do IED, dentro da comparação nas duas superfícies. Estes

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

resultados reforçam a importância de cuidados em leituras geomorfológicas em terrenos que apresentam grande variedade de amplitude.

Conclusão

A velocidade do escoamento está intimamente ligada ao índice de eficiência de drenagem mostrando a importância da consideração do relevo, principalmente quando o mesmo ocorre em áreas com grandes declividades e susceptibilidade a ocorrência de eventos morfogênicos intensos. Para o uso de dados mais consistentes, no que diz respeito à drenagem, a declividade influencia na passagem da água pela superfície, tornando assim a importância da relevância para estudo em superfície modelada, uma vez que apresenta resultados que diferem da representação em superfície planimétrica.

No estudo de caso, onde se propôs trabalhar o comportamento de índices geomorfológicos, tornou-se importante levar em consideração o modelo tridimensional da área, onde foram utilizados os dados que mais se aproximam da realidade encontrada, pois suas interpretações se aproximam de leituras geomorfológicas da paisagem real.

Para a pesquisa o principal índice geomorfológico trabalhado foi o de eficiência de drenagem, uma vez que para obtenção do mesmo, diversos cálculos foram elaborados, levando em consideração tanto a superfície planimétrica quanto a superfície modelada. Constatou-se um significativo incremento nos valores obtidos para a superfície modelada, efetuando assim mudanças nos valores, reduzindo desta maneira o IED.

Os cálculos desses índices geomorfológicos mostram a oportunidade de observar novas informações que se aproximam da realidade. Uma vez que, nesta pesquisa, o relevo é levado em consideração nos cálculos, podendo desta forma modificar o resultado quando comparado as observações em superfície planimétrica.

Referências bibliográficas

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

- ARAUJO, R.S. *Avaliação de índices geomorfológicos em Superfície Planimétrica (SP) e Superfície Modelada (SM), Vale do Cuiabá, Petrópolis – Rio de Janeiro, Brasil*. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Ciências Sociais e Humanas (FCSH). Universidade Nova de Lisboa. 2014.
- BOTELHO, R. G. M. *Identificação de unidades ambientais na Bacia do rio Cuiabá (Petrópolis-RJ) visando o planejamento de uso do solo*. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-graduação em Geografia (PPGG), 1996. UFRJ. Rio de Janeiro.
- COELHO NETTO, A.L. (1995) Hidrologia de Encostas na Interface com a Geomorfologia. In: GUERRA, A.J.T. & CUNHA, S.B. (org) *Geomorfologia: Uma Atualização de Bases e Conceitos*. Editora Bertrand Brasil, Rio de Janeiro, 2^o ed.: 93 - 148.
- COELHO NETTO, A.L.; AVELAR, A.S.; FERNANDES, M.C. & LACERDA, W.A. Landslide Susceptibility in a Mountainous Geocosystem, Tijuca Massif, Rio de Janeiro: The Role of Morphometric Subdivision of the Terrain. *Geomorphology*. Amsterdam, 2007. 87(3): 120-131.
- FERNANDES, N.F. & AMARAL, C.P. Movimentos de Massa: Uma abordagem geológico-geomorfológico. In: GUERRA, A.J.T. & CUNHA, S.B. (orgs). *Geomorfologia e meio ambiente*. 3.ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2000.
- GONÇALVES, L.F.H. & GUERRA, A.J.T. Movimentos de massa na cidade de Petrópolis (Rio de Janeiro). In: GUERRA, A.J.T. & CUNHA, S.B. (orgs) *Impactos ambientais urbanos do Brasil* 4.ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2006.
- GUERRA, A.J.T. Encostas e a questão ambiental. In: CUNHA, S.B. & GUERRA, A.J.T. *A questão ambiental: diferentes abordagens*. 3.ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2007.
- SANTOS, A. R. *A Grande Barreira da Serra do Mar – da Trilha dos Tupiniquins à Rodovia dos Bandeirantes*. O Nome da Rosa Ed. São Paulo, 122p. 2004.
- STRAHLER, A. N. Dynamic basis of geomorphology. *Geological Society American Bulletin*, vol. 63, p. 923-938.
- FERNANDES, M.C. & MENEZES, P.M.L. 2005. Comparação entre Métodos para Geração de MDE para a Obtenção de Observações em Superfície Real no Maciço da Tijuca-RJ. *Revista Brasileira de Cartografia*, 57 (2): 154-161.

Trabalho enviado em outubro de 2015.
Trabalho aceito em dezembro de 2015.

Igor V. V. Colares, Luís Felipe B. de Oliveira, Rodrigo Sá de Araújo e Manoel do Couto Fernandes, *Obtenção de índices geomorfológicos a partir de observações em superfície modelada e sua influência com eventos de deslizamentos na bacia do Vale do Cuiabá – Petrópolis (RJ)*

GEOMARKETING E ANÁLISE ESPACIAL: ESTUDO DE CASO NO MERCADO DE ÓPTICAS

Gabriel dos Santos Duarte *

Genilson Estácio da Costa*

Rodrigo Correia dos Santos*

Danielle Faria Peixoto**

Resumo: O Geomarketing surge como um campo emergente na Geografia que pode auxiliar diversos setores econômicos na tomada de decisões estratégicas. Sendo assim, este artigo foi elaborado por discentes e geógrafos por meio de um estudo de caso de Geomarketing voltado para um micro e pequeno empresário que deseja atrair novos clientes a seu ponto comercial. O objetivo desse artigo é definir o perfil de clientes para uma determinada área comercial e identificar áreas em potencial para novos negócios. Para atingir esse objetivo foram utilizadas análises estatísticas e espaciais, identificando os melhores locais para ações de propaganda e marketing, buscando apoiar novos investimentos empresariais.

Palavras-chave: Geomarketing, GIS, Análise Espacial, Geotecnologia.

GEOMARKETING AND SPATIAL ANALYSIS Case study on the market optical

Abstract: The Geomarketing comes up as an emerging field of Geography that can help many economic sectors in making strategic decisions. Thus, this article was written by students and geographers through a geomarketing case on micro and small business to attract new customers to your business point. The aim of this paper is to define the client profile for a commercial area and identify potential areas for new business. To achieve this goal we used means of statistical and spatial analysis, finally identifying the best locations for advertising and marketing initiatives, seeking to support new business investments.

Keywords: Geomarketing, GIS, Spatial Analysis, Geotechnology.

*Bacharel em Geografia/UFRJ - contato.gabrielsduarte@gmail.com; genilsonestacio@gmail.com; rcdscorreia@gmail.com

**Mestre em Geografia/UFRJ - contato.daniellefaria@gmail.com

GEOMARKETING Y ANÁLISIS ESPACIAL Estudio de caso en el mercado de ópticas

Resumen: El Geomarketing surge como un campo emergente en la Geografía que puede ayudar varios sectores económicos en la adopción de decisiones estratégicas. De este modo, este artículo fue escrito por estudiantes y geógrafos a través de un case de Geomarketing centrado en la perspectiva de un dueño de micro empresa que desea atraer a nuevos clientes a su punto de negocio. El propósito de este artículo es identificar el perfil de cliente para una zona comercial y identificar áreas potenciales para nuevos negocios. Para lograr este objetivo utilizamos de análisis estadístico y espacial para identificar las mejores localizaciones para las iniciativas de publicidad que buscan apoyar las nuevas inversiones de la empresa.

Palabras clave: Geomarketing, SIG, Análisis Espacial, Geotecnología.

Introdução

Em tempos de grandes avanços tecnológicos, a espacialização das intervenções antrópicas e dinâmicas econômicas se mostra cada vez mais como uma demanda essencial. A utilização de ferramentas geotecnológicas permite que os estudos de análise espacial se configurem como um importante instrumento para entender as dinâmicas socioeconômicas atuais, visando um maior domínio e conhecimento, para diversos fins.

Desta maneira, o presente trabalho busca demonstrar como a partir da utilização destas ferramentas e métodos é possível desenvolver uma análise de marketing espacial, utilizando a visão espacial para responder às dinâmicas do mercado e auxiliar na tomada de decisões comerciais com um maior grau de confiabilidade.

Para isto, foi desenvolvido um estudo de caso em um estabelecimento comercial do ramo óptico localizado no bairro de Campo Grande, Rio de Janeiro. A análise foi pautada em alguns eixos principais, dentre eles, o estudo do contexto espacial onde a loja está inserida, o perfil populacional da localidade e, especificamente, dos consumidores da loja, mapeando também suas localizações.

Essa pesquisa teve como objetivo verificar se existe um padrão espacial que possa ser utilizado para otimizar o crescimento de vendas da loja a partir da identificação de novas áreas de expansão para a conquista de novos clientes que apresentem um perfil semelhante ao perfil do consumidor existente.

Gabriel S. Duarte, Genilson E. da Costa, Rodrigo C. dos Santos e Danielle F. Peixoto,
Geomarketing e Análise Espacial: Estudo de Caso no Mercado de Ópticas

De início destacamos que este trabalho não tem caráter mercadológico e não visa obter nenhum tipo de lucro a partir das análises realizadas. Este trabalho partiu dos autores citados por estes possuírem um desejo de aprender Geomarketing e se familiarizar com este tipo de análise, que não é visto em meios acadêmicos tradicionais. Portanto, este artigo é puramente acadêmico e experimental, sem fins lucrativos para seus autores.

Área de Estudo

O estabelecimento comercial em análise está localizado na Zona Oeste do Rio de Janeiro, no bairro de Campo Grande, importante subcentro da cidade (figura 1). Essa parte da cidade concentra boa parte da população carioca, englobando 4 dos 5 bairros mais populosos do município. Segundo o Censo Demográfico de 2010 do IBGE Campo Grande é o bairro mais populoso do Rio de Janeiro, com cerca de 330 mil habitantes, seguido por outros três bairro da Zona Oeste: Bangu (240 mil), Santa Cruz (218 mil) e Realengo (180 mil).

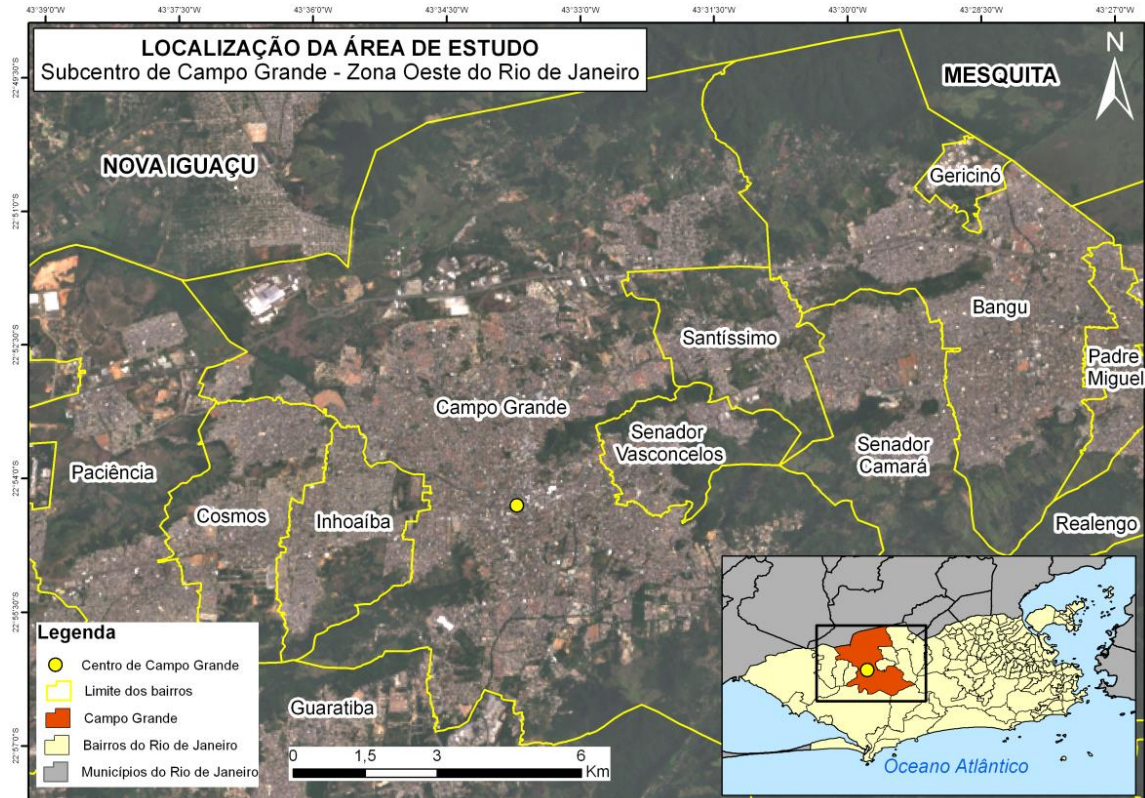


Figura 1. Localização da área de estudo.

O bairro possui uma intensa atividade comercial, tendo em seu principal logradouro, a Rua Coronel Agostinho - conhecida como "Calçada de Campo Grande" - uma circulação diária de quase 250 mil pedestres, segundo Fonseca (2013). A Figura 2 mostra a localização mais específica da unidade comercial em estudo em relação ao centro de Campo Grande e suas principais ruas.



Figura 2. A loja estudada em relação ao subcentro de Campo Grande.

Entendendo o cliente – o mercado ótico

O ramo ótico abrange a venda de óculos solares e receituários, lentes de correção visual e demais acessórios, e vem se consolidando como um setor comercial importante, visto que ele atingiu no ano de 2014 um crescimento de 6%, o que corresponde a uma movimentação total de R\$ 23,8 bilhões, segundo a AbiÓptica (2014).

Uma das justificativas para esse crescimento está no fato desse setor lidar com produtos que atendem a necessidades básicas para uma significativa parcela da população. De acordo com a Organização Mundial de Saúde (DCI 2014, apud SEBRAE) metade da população mundial tem alguma necessidade de correção visual. No Brasil, portanto, mais de 100 milhões de pessoas fazem parte desse grupo, sendo que apenas 36 milhões buscam de fato tratamento para seus problemas de visão. Segundo dados

do Censo Demográfico de 2010, por exemplo, apenas 19% da população da cidade do Rio de Janeiro se autodeclarava como possuindo algum tipo de deficiência visual. Portanto, é esperado que com o aumento do acesso da população mais pobre a serviços de saúde, a demanda por esse mercado cresça ainda mais.

É necessário ressaltar ainda que outros fatores se mostram importante para a expansão desse mercado, como a crescente popularização de óculos como acessórios de moda, possibilitando vendas do produto com uma frequência maior do que o habitual para óculos de correção tradicionais, com o cliente sendo atraído por mudanças e inovações.

Metodologia

No que diz respeito à operacionalização da pesquisa, utilizaram-se microdados censitários referentes ao Censo Demográfico 2010 do IBGE, extraídos do Banco Multidimensional de Estatísticas, sendo as variáveis: sexo, idade e presença de deficiência visual; juntamente com o banco de dados construído a partir da tabela de vendas da loja, referente ao período entre 2009 e 2015. A partir dos dados contidos no banco de dados, identificou-se o perfil do conjunto de clientes a partir das informações de idade e sexo, e foi feito o georreferenciamento a partir da informação de endereço residencial.

Para as análises espaciais foi utilizada uma série de ferramentas e análises com o objetivo de auxiliar na compreensão do padrão espacial da localização dos clientes. Primeiramente, foi utilizada uma análise de distância da loja em relação aos seus consumidores, para ajudar a entender a importância da centralidade de Campo Grande para os negócios do cliente, visando estudar se os clientes são moradores próximos ou possivelmente estão ali devido ao atrativo criado pela própria centralidade do bairro.

Ainda em relação aos clientes, elaborou-se um mapa de densidades do tipo Kernel, ou Hot Spot, no software QuantumGIS com um raio de 250 metros, utilizando como parâmetro o comprimento médio de uma quadra residencial, para localizar os lugares com as maiores concentrações e, por consequência, encontrar os lugares vazios, sem clientes.

A partir da construção do perfil dos clientes, promoveu-se uma comparação com o perfil da população encontrada nos setores censitários constituintes do bairro de Campo Grande, para que assim fosse feita uma análise de vizinhança MORAN no programa TerraView 4.2.2. Essa análise objetiva identificar regiões homogêneas ou semelhantes, tanto em valores positivos quanto negativos, e regiões de transição entre regimes espaciais distintos (CÂMARA et al, 2002). A fim de clarificar como é feita esta análise, Oliveira (2013) especifica o significado de cada classe, como pode ser observado abaixo:

Considerando os agrupamentos, cada objeto é classificado conforme sua posição em relação aos quadrantes. Ele mapeia áreas de agrupamentos (Alto-Alto e Baixo-Baixo) e de transição, atípicos ou não (Alto-Baixo e Baixo-Alto), conforme abaixo: Alto-Alto demonstra o atributo acima da média para a unidade e seus vizinhos, indicando a existência de “clusters” de valores altos do indicador analisado. O quadrante Baixo-Baixo representa os atributos abaixo da média para a unidade e seus vizinhos, indicando a existência de “clusters” de valores baixos do indicador/variável analisada. O quadrante Alto-Baixo destaca o atributo acima da média para a unidade e abaixo da média para os seus vizinhos, indicando a existência de áreas de transição. E, finalmente, o quadrante Baixo-Alto indica o atributo abaixo da média para a unidade e acima da média para os seus vizinhos, indicando a existência de áreas de transição. (OLIVEIRA, 2013: 4)

Análises e Resultados

Primeiramente foi feita uma análise da distância dos clientes nas proximidades da loja estudada, como pode ser visto na Figura 3 a seguir:

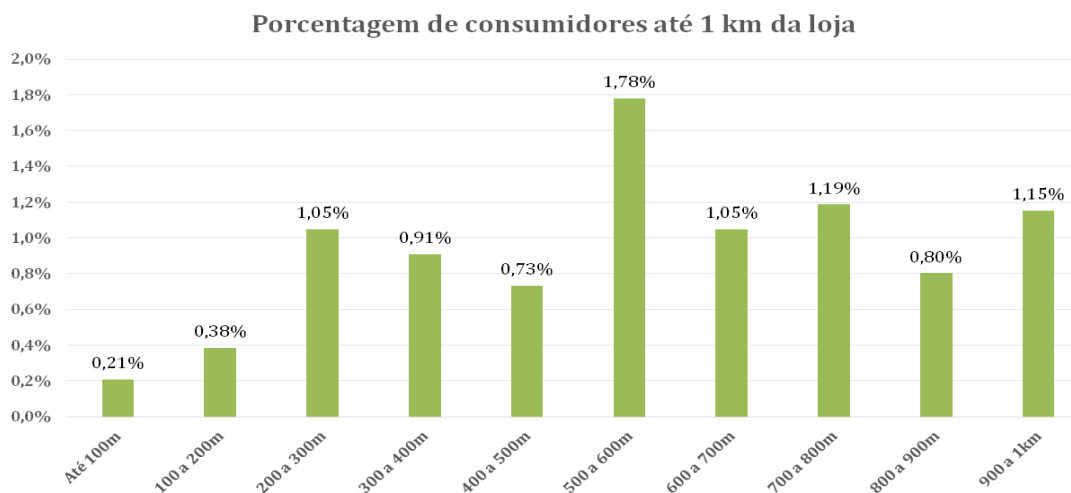


Figura 3. Porcentagem de clientes em um raio de até 1 km da loja.

É possível perceber que existe apenas um pequeno percentual de clientes nas proximidades da loja, havendo, em geral, um aumento progressivo conforme a distância, chegando a no máximo 1,8% dos clientes residindo há uma distância entre 600 e 700 metros da loja. Portanto, escalas que abordam distância maiores se mostram mais adequadas às análises, demonstrando a atratividade que o centro de Campo Grande exerce, principalmente sobre os bairros ao redor como pode ser visto nas Figuras 4 e 5.

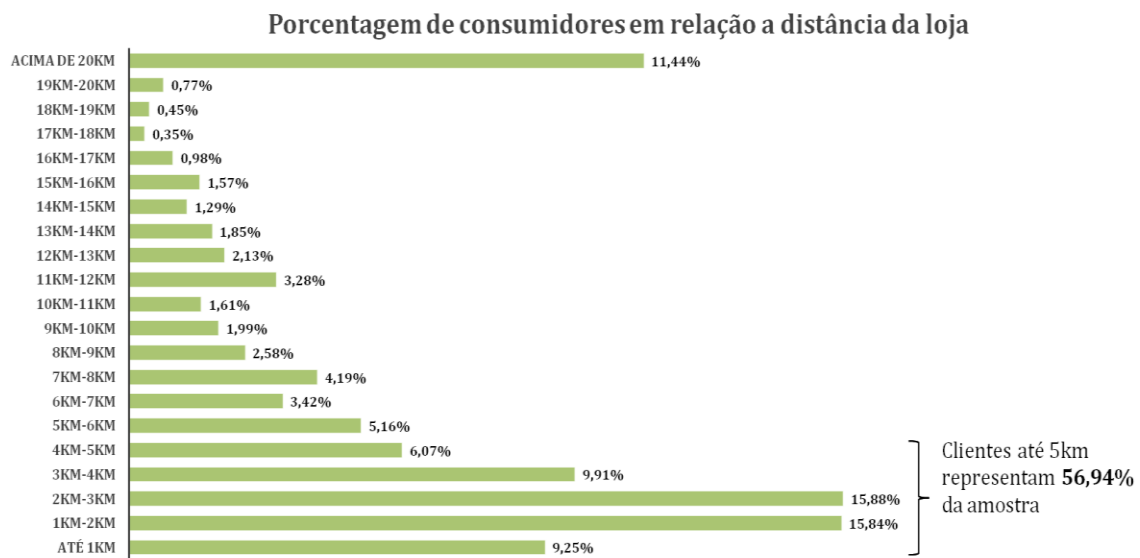


Figura 4. Porcentagem de clientes em um raio de até 20 km da loja.

Do total de 2.866 registros individuais de clientes utilizados neste trabalho, cerca de 57% se concentram no raio de até 5km da loja, mostrando que, apesar de não residirem exatamente nas proximidades da loja, a maioria dos clientes não mora tão distante. No entanto, nota-se também a importância de um segundo raio, que engloba outros locais do bairro de Campo Grande e bairros e municípios vizinhos, locais em que moram cerca de 43% dos clientes. Essa centralidade relativa do centro de Campo Grande pode ser explicada, dentre outros fatores, pela presença da estação de trem de Campo Grande do Ramal de Santa Cruz da Supervia, e do Terminal Rodoviário de Campo Grande, ambas estruturas próximas à loja, como ilustrado na Figura 2. A Figura 5 demonstra através da ferramenta Kernel a densidade do local de residência dos clientes e, ao mesmo tempo, mostra sua distribuição dentro do bairro

de Campo Grande e nos bairros vizinhos tendo como referência raios de 5km que têm como centro a loja.

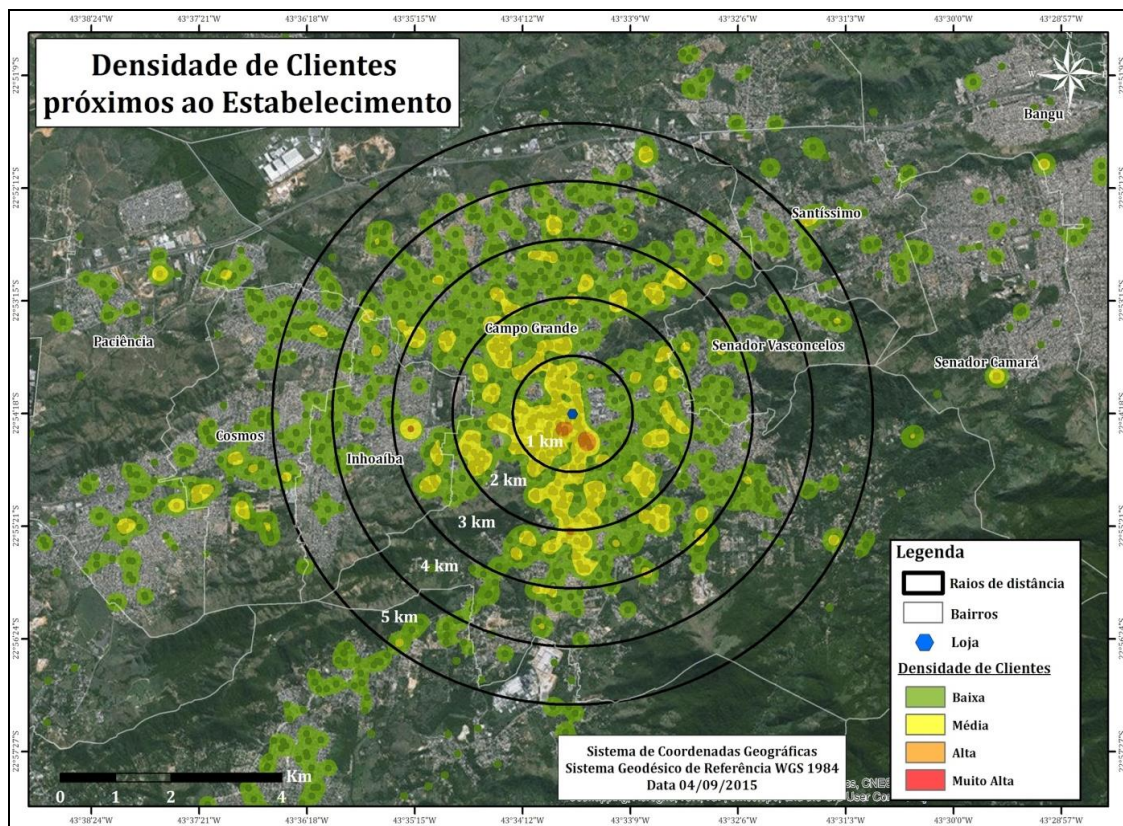


Figura 5. Densidade dos clientes e sua distribuição em um raio de até 5 km da loja.

A partir da análise da Figura 6 a seguir, podemos observar a concentração de clientes na faixa etária de 40 a 59 anos, caracterizando um perfil de clientes de idades mais avançadas, o que é corroborado pela segunda maior categoria ser de 60 anos ou mais. Esta informação se torna mais evidente quando se verifica que mais de 72% dos clientes está inserido em uma destas duas faixas. Ainda se destaca que em todas as categorias de faixas etárias destacadas, o sexo feminino é majoritário, correspondendo a cerca de 58% do conjunto de clientes do estabelecimento.

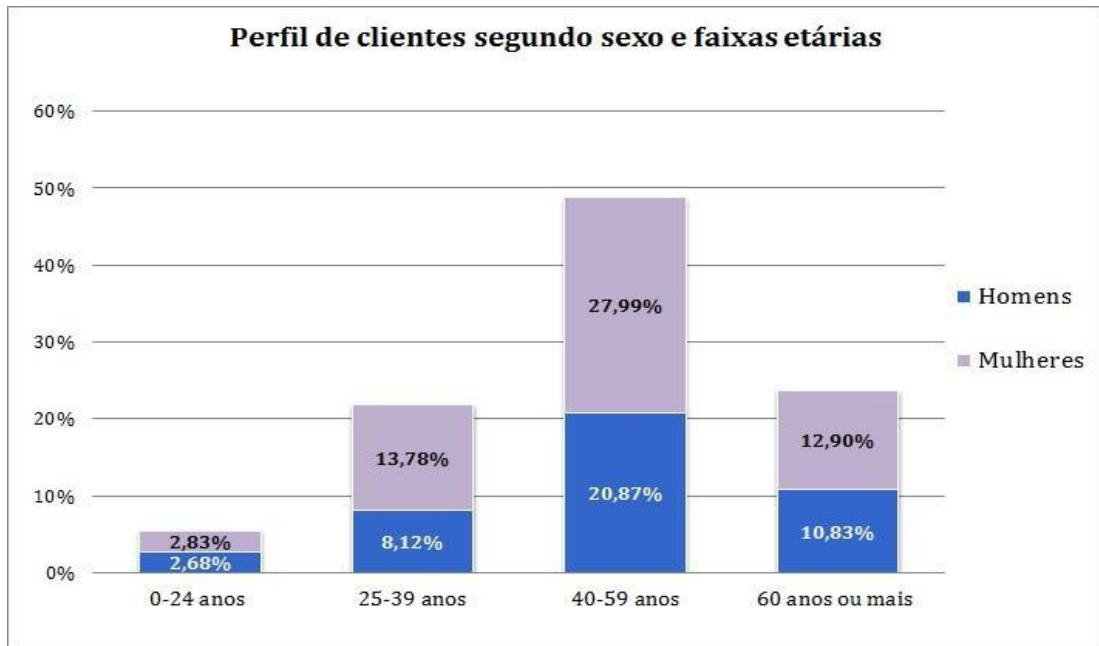


Figura 6. Perfil dos clientes em relação a faixa etária e ao gênero.

Em relação aos dados de deficiência visual, obtidos a partir dos microdados do Censo Demográfico de 2010, é possível perceber que, no município do Rio de Janeiro o perfil dessa população se assemelha com o perfil dos clientes da loja, formado majoritariamente por mulheres, como é visto na Figura 7, o que ajuda a consolidar o perfil do público-alvo do estabelecimento.

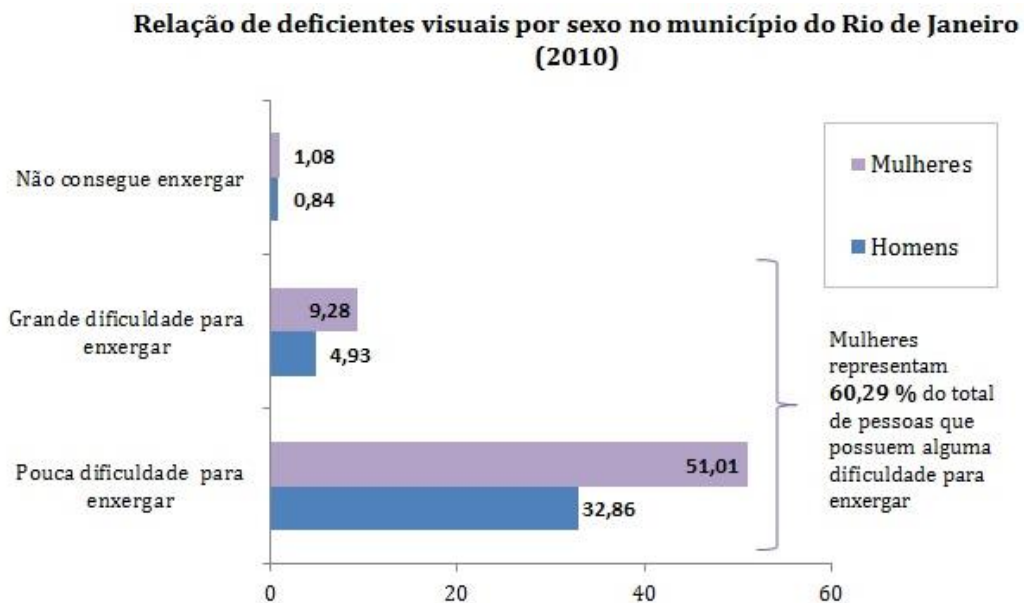


Figura 7. Perfil de deficiência visual no município do Rio de Janeiro.

Identificando o perfil dos clientes como sendo predominantemente formado por mulheres acima de 40 anos e utilizando o dado de mulheres com alguma dificuldade em enxergar, realizou-se a Análise de MORAN visando à identificação de regiões que tenham um elevado quantitativo do perfil obtido a partir das análises anteriores. Os resultados podem ser vistos na Figura 8, já podendo ser percebido a existência de clusters onde há uma quantidade acima da média tanto de mulheres acima de 40 anos quanto de mulheres com alguma deficiência visual.

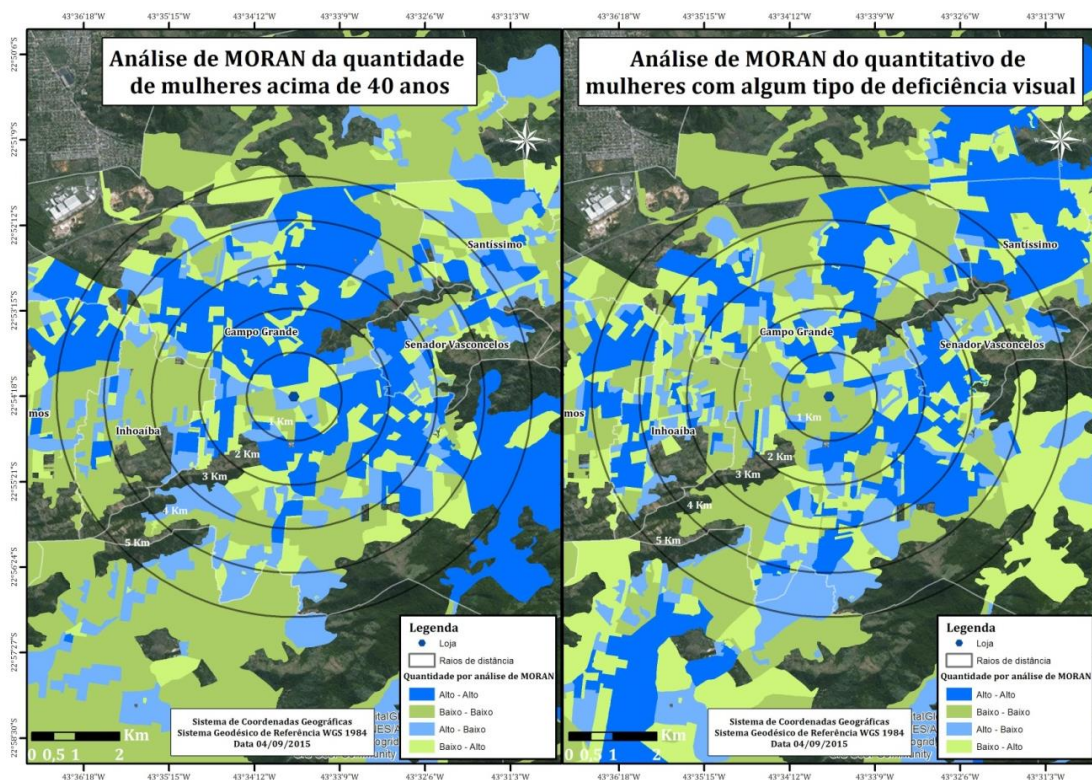


Figura 8. Mapas de MORAN sobre os perfis obtidos.

Conclusão

A partir das análises feitas anteriormente, foi possível detectar regiões onde a presença de mulheres acima de 40 anos e mulheres com algum tipo de deficiência visual eram maiores que a média de seus vizinhos. A partir da identificação dessas regiões foi feito um cruzamento dos dois mapas de MORAN através de uma “Álgebra de Mapas”, onde multiplicou-se o valor de um pelo outro e os resultados obtidos foram divididos em classes de acordo com as potencialidades possíveis. As áreas

obtidas com o cruzamento dos dois mapas de MORAN da Figura 8 que possuíam a variável “Alto-Alto” em ambos os mapas são destacadas na Figura 9 com a legenda “Local Recomendado”. A tabela 1 mostra os critérios adotados para cada classe.

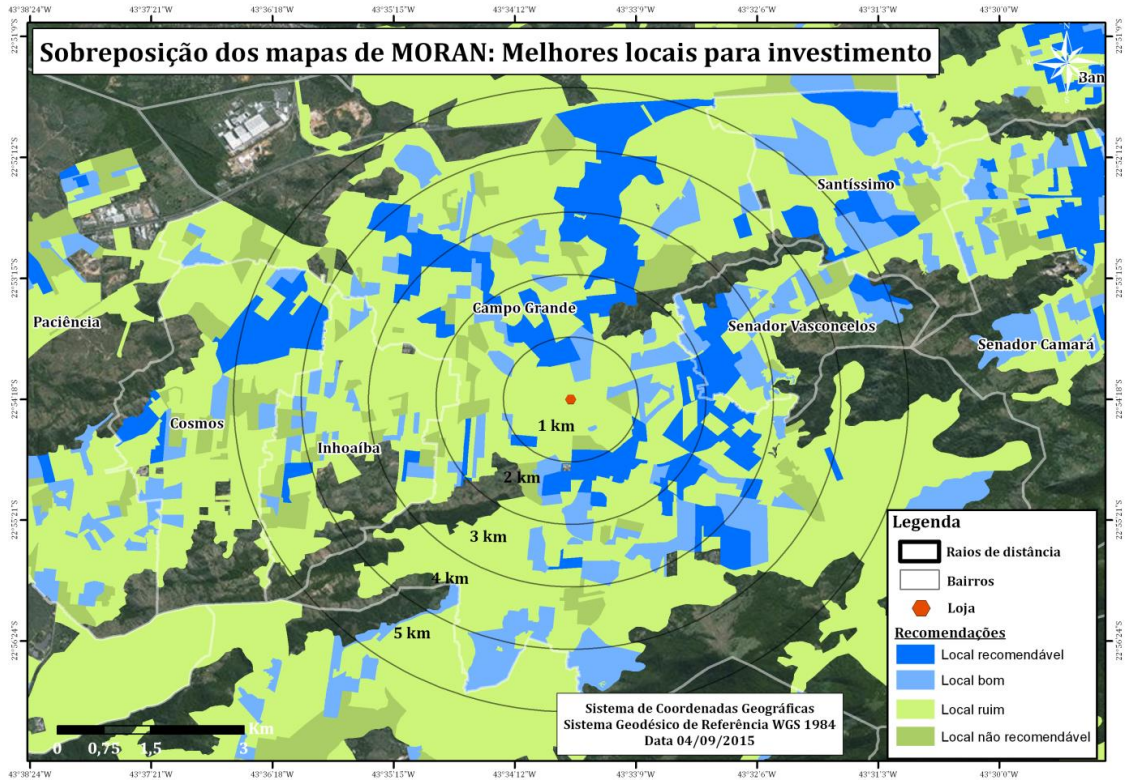


Figura 9. Melhores locais para investimento a partir da sobreposição dos mapas de MORAN.

Tabela 1. Critérios adotados para elaboração das classes.

| Classes | MORAN de mulheres acima de 40 anos | MORAN de mulheres com alguma deficiência visual |
|------------------------|------------------------------------|---|
| Local recomendável | Alto - Alto | Alto - Alto |
| Local bom | Alto - Alto | Alto - Baixo |
| | Alto - Baixo | Alto - Alto |
| Local ruim | Alto - Baixo | Alto - Baixo |
| | Baixo - Alto | Alto - Alto |
| | Alto - Alto | Baixo - Alto |
| | Baixo - Alto | Alto - Baixo |
| | Alto - Baixo | Baixo - Alto |
| | Baixo - Baixo | Baixo - Baixo |
| | Baixo - Baixo | Baixo - Alto |
| | Baixo - Baixo | Alto - Baixo |
| Local não recomendável | Alto - Baixo | Baixo - Baixo |
| | Baixo - Alto | Baixo - Alto |
| | Baixo - Baixo | Alto - Alto |

Dessa forma podemos concluir que as áreas 1 e 2 destacadas na Figura 9 são locais preferências para o investimento em ações de propaganda e marketing a fim de

buscar novos clientes, pois, comparando também com a mancha de densidade da Figura 5, as áreas 1 e 2 também são áreas com pouco registro de clientes se comparado aos demais.

A área 1 possui preferência na conquista de novos clientes em relação a área 2 pois, além de estar na mesma região do bairro que a loja, não possuindo a linha do trem como uma possível barreira física, toda sua área está entre as faixas de 2km e 3km, faixas que segundo a Figura 4 são as áreas mais próximas com maiores concentrações de clientes, porém como mostrados na Figura 5 em locais diferentes do que a área 1.

Assim, conclui-se o trabalho destacando as potencialidades do Geomarketing como uma área de estudo da Geografia capaz de orientar a análise espacial e trabalhar as dinâmicas de mercado, ressaltando também a importância da difusão desse conhecimento para alunos de graduação como uma possibilidade de uso profissional futuro em variadas áreas.

Os autores agradecem aos representantes do estabelecimento utilizado como estudo de caso neste trabalho pela disponibilização dos dados aqui utilizados.

Bibliografia

ABIÓPTICA - Associação Brasileira de Indústria Óptica. São Paulo, 2014.

FONSECA, P. R. As contradições entre centralidade e mobilidade na periferia do Rio de Janeiro: o caso do bairro de Campo Grande. *Chão Urbano (Online)*, v. 1, p. 1-20, 2013.

CÂMARA, G; MONTEIRO A. M. CARVALHO, M. S. Análise Espacial e Geoprocessamento. In: FUKS, S.D. *Análise espacial de dados geográficos*. 2002

CARDOSO, C. E. P. *Geomarketing como Suporte de Decisão em Gestão do Território*. Faculdade de Ciências Sociais e Humanas, Universidade Nova de Lisboa. 2011. Disponível em: <http://corrupteca.nupps.usp.br/link/?id=1345079>. Acesso em: 01/09/2015

CARVALHO, M. S.; CÂMARA, G. A. M. V. (eds). *Divisão de Processamentos de Imagens*, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil. 2002b.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Dados referentes ao Censo Demográfico 2010. In: *Banco Multidimensional de Estatísticas (BME)*. 2010.

JUNIOR, A. C. Módulo geomarketing. *Apostila*. NGeo-DECiv-UFSCAR, 2007.

Gabriel S. Duarte, Genilson E. da Costa, Rodrigo C. dos Santos e Danielle F. Peixoto, *Geomarketing e Análise Espacial: Estudo de Caso no Mercado de Ópticas*

OLIVEIRA, A. P. et al. Autocorrelação espacial no estudo das diferenças sociais no Rio de Janeiro: antigas zonas, novas fronteiras. *XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto SBSR*. Foz do Iguaçu, Brasil. 2013

SEBRAE. *Boletim Óticas como oportunidades para novos negócios*. 2014. Disponível em:

<http://www.sebrae2014.com.br/Sebrae/Sebrae%202014/Boletins/2014_07_31_BO_Agosto_Varejo_Oticas_pdf> Acessado em:01/09/2015

Trabalho enviado em outubro de 2015.

Trabalho aceito em dezembro de 2015.

AVALIAÇÃO DA EXATIDÃO DOS CLASSIFICADORES MAXVER E ISO CLUSTER DO SOFTWARE ARCGIS FOR DESKTOP, COM USO DE IMAGEM LANDSAT 8 DO MUNICÍPIO DE CÁCERES/MT

Iara Silveira do Nascimento *

Carla Bernadete Madureira Cruz **

Sandra Mara Alves da Silva Neves ***

Edinéia Aparecida dos Santos Galvanin ****

Resumo: O objetivo deste estudo foi avaliar a precisão dos classificadores Maxver e Iso Cluster no ArcGIS for Desktop 10.2.2 (ESRI). A partir da imagem Landsat 8, sensor OLI foram definidas as classes temáticas: Água, Área Urbana, Floresta, Mata Ciliar, Pastagem, Solo Exposto e Sombra. Para a validação das classificações foram criados pontos aleatórios. A classificação Maxver é realizada utilizando a seleção de amostras. As classes que ocuparam maior área do município de Cáceres na classificação Maxver foram Pastagem (42,53%), Floresta (21,77%) e Mata Ciliar (17,05%), enquanto no Iso Cluster foram pastagem (46,18%), floresta (28,51%) e mata ciliar (10,88%). Todas as classes foram identificadas no Maxver, mas no Iso Cluster, as classes área urbana e sombra não foram identificadas. A exatidão global, kappa, e Tau para o classificador Maxver foram 52%, 31% e 44%, respectivamente. Enquanto no classificador Iso Cluster tinha uma exatidão global, Kappa e Tau de 53%, 29% e 45%, respectivamente, em ambos os classificadores o ArcGIS teve um desempenho moderado. Apesar de uma precisão mediana, o Maxver superou o desempenho Iso Cluster.

Palavras-chave: Maxver, Iso Cluster, ArcGIS, Processamento Digital de Imagem, Geotecnologias.

* Geógrafa, Doutoranda do Programa de Pós-Graduação em Geografia (PPGG/UFRJ) - iarasn.geo@gmail.com

** Professora Associada, Dep. de Geografia/UFRJ - carlamad@gmail.com

*** Professora Doutora dos Programas de Pós-Graduação em Ambiente e Sistema de Produção Agrícola (PPGASP) e Geografia (PPGGeo) da UNEMAT - ssneves@unemat.br

**** Professora Doutora dos Programas de Pós-Graduação em Ambiente e Sistema de Produção Agrícola (PPGASP) e Ensino de Ciências e Matemática (PPGECM) da UNEMAT - galvanin@gmail.com

Accuracy assessment of classifiers Maxver and Iso Cluster of ArcGIS for Desktop software with Landsat 8 image use of Cáceres county/MT

Abstract: The objective of this study was to evaluate the accuracy of the classifiers Maxver and Iso Cluster in the ArcGIS for Desktop 10.2.2 (ESRI) software. Landsat 8 imagery, sensor OLI were used, whose thematic classes were defined: Water, Urban Area, Forest, Riparian Forest, Grazing, Bare Soil and Shade. To validate the classification, random points were created. The Maxver classification was performed using the selected training samples. Classes that occupied larger area of the municipality of Cáceres in Maxver classification were Grazing (42.53%), Forest (21.77%) and Riparian Forest (17.05%), while the Iso Cluster were Grazing (46.18%), Forest (28.51%) and Riparian Forest (10.88%). All classes were identified in Maxver, but when using the Iso Cluster classifier, classes Urban Area and Shade were not identified. The overall accuracy, Kappa, and Tau for the classifier Maxver was 52%, 31% and 44%, respectively. While the Iso Cluster classifier had an overall accuracy Kappa, and Tau of 53%, 29%, and 45%, respectively, both classifiers in ArcGIS had a moderate performance. Despite a median accuracy, the Maxver outperformed the Iso Cluster performance.

Keywords: Maxver, Iso Cluster, ArcGIS, Image Digital Processing, Geotechnologies.

Evaluación de la exactitud de los clasificadores Maxver e Iso Cluster del programa ArcGIS for Desktop con el uso de imagen Landsat 8 de la ciudad de Cáceres/MT

Resumen: El objetivo de este estudio fue evaluar la exactitud de los clasificadores Maxver y Iso Cluster en ArcGIS for Desktop 10.2.2 (ESRI). El uso de Landsat 8, sensor OLI, definiendo las clases temáticas: Agua, Área Urbana, Bosque, Bosque Ribereño, Prado, Suelo Expuesto y Sombra. Para validar las clasificaciones se crearon puntos aleatorios. La clasificación Maxver se realiza mediante la selección de la muestra. Las clases que ocupan un área más grande de la ciudad de Cáceres en la clasificación Maxver son Prado (42,53%), Bosque (21,77%) y de Bosque Ribereño (17,05%), mientras que en el Iso Cluster fueron Prado (46,18%), Bosque (28,51%) y de Bosque Ribereño (10,88%). Todas las clases fueron identificadas en Maxver pero en el Iso Cluster no se identificaron las clases Urbana y Sombra. La precisión global, kappa y Tau para el clasificador Maxver fueron 52%, 31% y 44%, respectivamente. Mientras que el clasificador Iso Cluster tenía una precisión global, Kappa y Tau 53%, 29% y 45%, respectivamente, ambos los clasificadores en ArcGIS tenido un rendimiento moderado. A pesar de ambos hubieren tenido una precisión mediana, Maxver superó Iso Cluster.

Palabras clave: MaxVer, Iso Cluster, ArcGIS, Procesamiento Digital de Imágenes, Geotecnologías.

Iara S. do Nascimento, Carla B. M. Cruz, Sandra M. A. S. Neves e Edinéia A. S. Galvanin, *Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for desktop, com uso de imagem Landsat 8 do município de Cáceres/MT*

Introdução

A classificação é o processo de extração de informação em imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos e é utilizada em Sensoriamento Remoto para mapear áreas da superfície terrestre que correspondam aos temas de interesse. Alguns softwares de processamento de imagem orbital, tanto comerciais (pagos) quanto os de plataforma aberta (open source), utilizam classificadores conforme o tipo de supervisão (supervisionada e não-supervisionada).

Os classificadores podem ainda ser "pixel a pixel" ou por regiões. Os Classificadores "pixel a pixel" utilizam apenas a informação espectral de cada pixel para determinar regiões homogêneas. Estes classificadores podem ser separados em métodos estatísticos (utilizam regras da teoria de probabilidade) e determinísticos (não utilizam probabilidade) (MENDES, 1987). Os classificadores por regiões utilizam, além de informação espectral de cada "pixel", a informação espacial que envolve a relação com seus vizinhos. Procuram simular o comportamento de um foto-intérprete, reconhecendo áreas homogêneas de imagens, baseados nas propriedades espectrais e espaciais de imagens. A informação de borda é utilizada inicialmente para separar regiões e as propriedades espaciais e espectrais irão unir áreas com mesma textura (Brasil, 2006).

Os classificadores no software ArcGIS são pixel a pixel, mas o usuário pode quanto à supervisão, utilizar o supervisionado (Maxver) e o não-supervisionado (Iso Cluster ou Isodata). O classificador por máxima verossimilhança (Maximum Likelihood - Maxver) considera a ponderação das distâncias entre as médias dos valores dos pixels das classes, utilizando parâmetros estatísticos (BRASIL, 2006). Presume-se que as amostras de treinamento para cada classe e em cada banda estão normalmente distribuídas, ou seja, de forma Gaussiana. Em outras palavras, amostras de treinamento com histogramas bi ou tri modais em uma única banda não são ideais.

A eficiência deste classificador está na escolha das classes de treinamento que são utilizadas para estimar a forma da distribuição dos pixels de cada classe no espaço de n bandas. Além disso, a localização do centro de cada classe é importante. Caso os pontos não estejam distribuídos como esfera, porém, assemelhando-se mais a um elipsoide, espera-se que a possibilidade (probabilidade) de um ponto qualquer pertencer ao conjunto da classe dependerá não somente da distância ao centro do

conjunto da classe, mas também das dimensões e direções dos eixos do elipsoide (MENESES e SANO, 2012).

O classificador Iso Cluster usa o algoritmo de agrupamento Isodata (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques A.), a letra A final foi inserida apenas para tornar o algoritmo pronunciável, sendo uma coleção de técnicas iterativas (BALL e HALL, 1965). O Isodata determina as características dos agrupamentos naturais de células do espaço de atributo multidimensional e armazena os resultados em um arquivo de saída ASCII. O Iso Cluster realiza o agrupamento dos dados multivariados combinados em uma lista de bandas de entrada. O arquivo de assinatura resultante pode ser utilizado como entrada para um instrumento de classificação, tal como ocorre na classificação Maxver, que produz um raster classificação não supervisionada (ESRI, 2014). O Isodata estima uma atribuição de vetores de agrupamento de pixels e depois os move para as classes, conforme apontaram Richards e Jia (1986) e Ball e Hall (1965). Face a argumentação apresentada, neste trabalho objetivou-se avaliar a exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster implementados no software ArcGIS for Desktop, versão 10.2.2, utilizando na avaliação imagens Landsat 8 que recobrem o município de Cáceres/MT.

Metodologia

Área de estudo

A área selecionada para o desenvolvimento deste trabalho foi o município de Cáceres, que está localizado na região Sudoeste do estado de Mato Grosso, entre as coordenadas geográficas: 15°27'42"S a 17°37'3"S e 57°2'36"W a 58°48'23"W, (Figura 1).

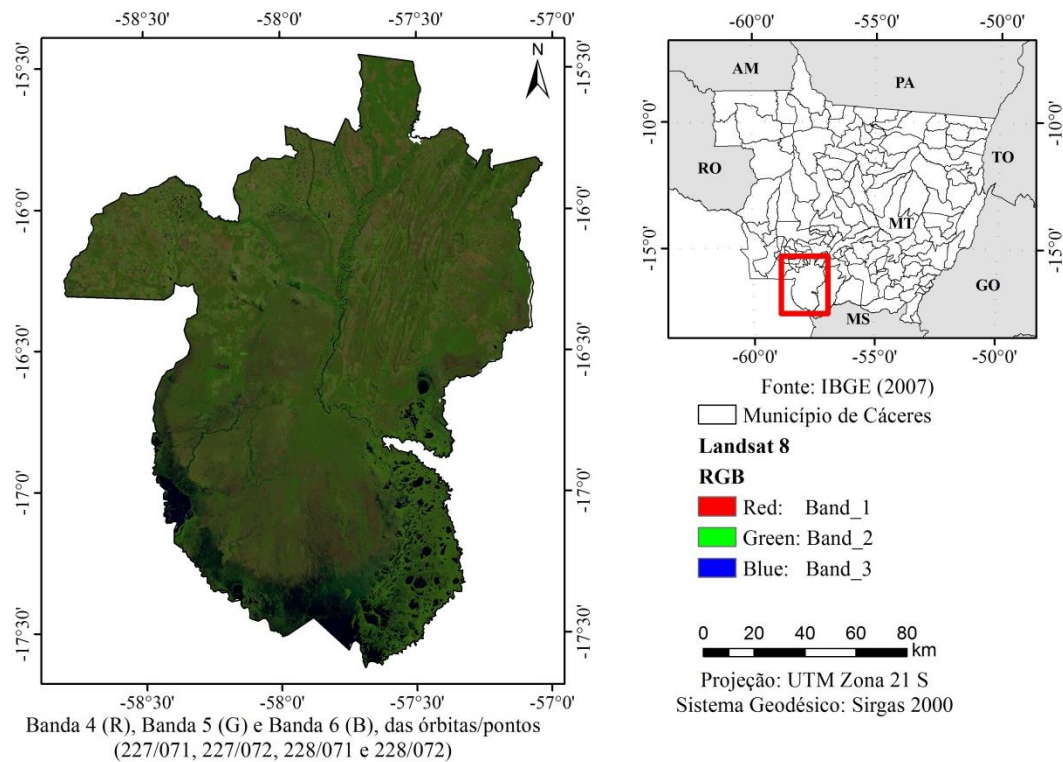


Figura 1. Carta-imagem Landsat 8 (Banda 4 (R), Banda 5 (G) e Banda 6 (B)), da área de estudo.

Fonte: os autores, 2015.

Procedimentos metodológicos

Os procedimentos metodológicos serão apresentados e descritos conforme Figura 2. A base cartográfica referente aos dados da malha municipal digital de 2007 foi obtida no sítio do IBGE. As imagens Landsat 8, sensor OLI (Operational Land Imager), bandas 4 (vermelho), 5 (NIR) e 6 (SWIR), com resolução espacial de 30 metros foram obtidas, no sítio do Serviço Geológico americano (<http://earthexplorer.usgs.gov/>). As órbitas/pontos que recobrem a área são: 227/071, 227/072, 228/071 e 228/072. As datas de aquisição das imagens para as órbitas 227 e 228 foram 27/08/2014 e 01/07/2014, respectivamente. Estas datas foram escolhidas por estarem inseridas no período seco que é de abril a novembro, segundo Neves et al. (2011), propício à aquisição das imagens com o mínimo de interferência de nuvens.

O pré-processamento das imagens e a montagem do mosaico na composição RGB foi realizado no SPRING, versão 5.2.6, do Instituto Nacional de Pesquisa Espacial - INPE e o layout da carta imagem foi elaborado no ArcGIS. As imagens foram reprojatadas para o hemisfério sul no ArcGIS for Desktop Advanced – versão 10.2.2, através da ferramenta

Iara S. do Nascimento, Carla B. M. Cruz, Sandra M. A. S. Neves e Edinéia A. S. Galvanin, *Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for desktop, com uso de imagem Landsat 8 do município de Cáceres/MT*

de geoprocessamento Project Raster, na referência espacial SIRGAS 2000, UTM, Zona 21 Sul.

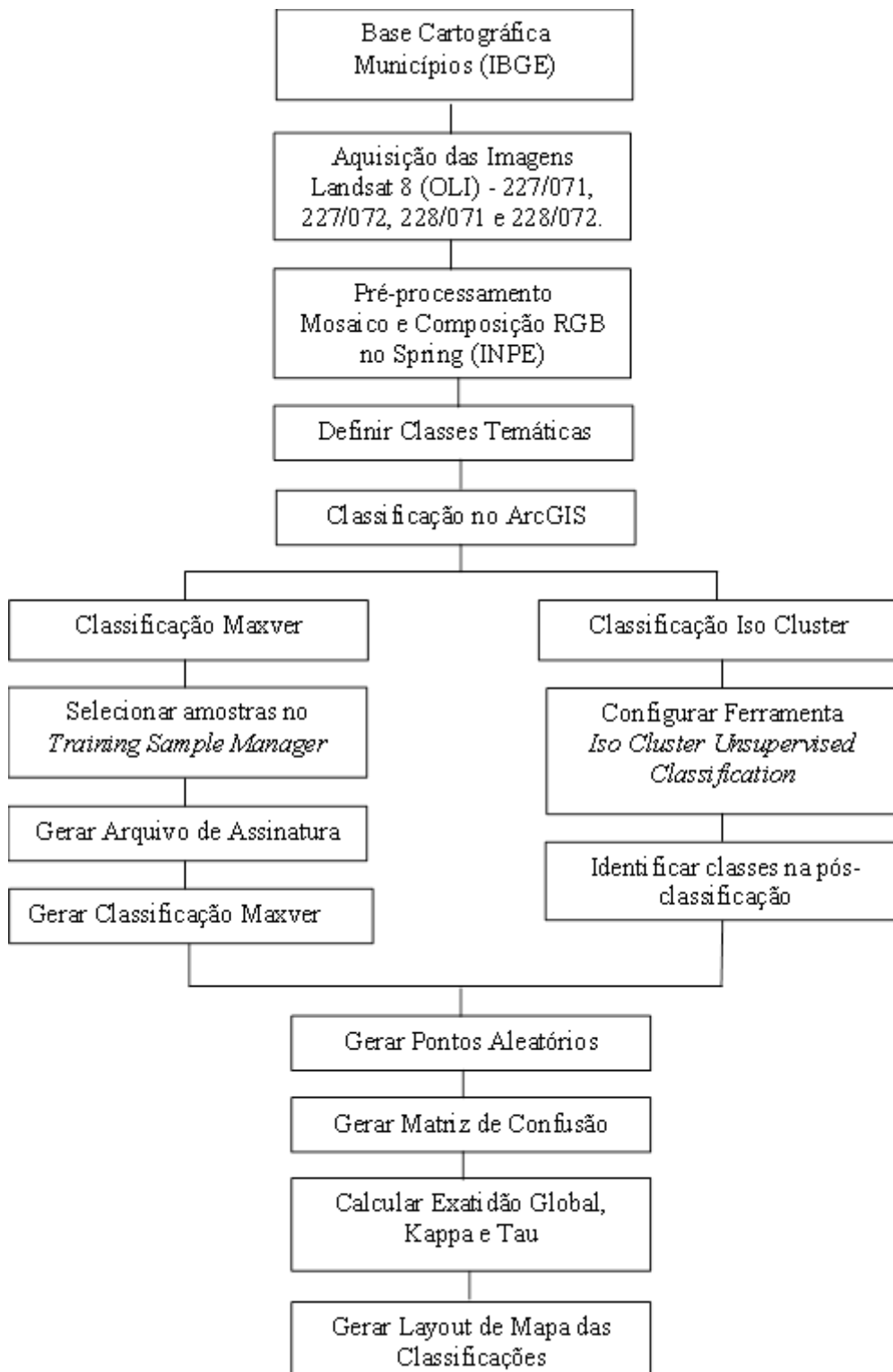




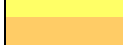




Figura 2. Fluxograma dos procedimentos metodológicos.

Com base na observação da imagem da área de estudo foram definidas as seguintes classes temáticas: Água, Área Urbana, Floresta, Mata Ciliar, Pastagem, Solo Exposto e Sombra, sendo que as cores adotadas podem ser visualizadas na (Tabela 1).

Tabela 1. Padronização das cores das classes temáticas

| Classe Temática | Cor | R, G, B |
|-----------------|---|---------------|
| Água |  | 0, 0, 255 |
| Área Urbana |  | 255, 0, 0 |
| Floresta |  | 0, 128, 0 |
| Mata Ciliar |  | 0, 204, 102 |
| Pastagem |  | 255, 255, 102 |
| Solo Exposto |  | 255, 204, 102 |
| Sombra |  | 166, 166, 166 |

A classificação do mosaico foi realizada no ArcGIS utilizando-se a extensão Spatial Analyst, disponível na barra de ferramentas Image Classification podendo ainda ser realizado a partir do conjunto de ferramentas de geoprocessamento do Arctoolbox Spatial Analyst, na caixa de ferramentas Multivariate.

O processo de classificação supervisionada no ArcGIS consiste em realizar o treinamento a partir do Training Sample Manager, selecionando-se as amostras na imagem, segundo as classes temáticas pré-definidas. No caso deste estudo para cada classe temática obteve-se 30 amostras. Na sequência gerou-se o arquivo de assinatura no formato (.gsg) e na ferramenta Maxver foi inserido o arquivo raster, neste caso a imagem do Landsat 8 e o arquivo de assinatura definido no treinamento, visando a geração da classificação supervisionada.

O processo de classificação não-supervisionada Iso Cluster foi executado a partir da ferramenta de geoprocessamento Iso Cluster Unsupervised Classification, disponível na barra de ferramentas Image Classification. Os parâmetros aplicados foram os seguintes: raster de entrada (imagem Landsat 8), número de classes (7) e os valores padrões do ArcGIS, sendo o número mínimo de células para classificar (20 células) e o intervalo a ser utilizado na amostragem (10 células). Neste caso, há necessidade de pós-classificação para identificação das classes pré-definidas, na etapa inicial.

Para avaliar a acurácia das classificações utilizou-se a matriz de confusão, que segundo Congalton (1991) consiste numa matriz quadrada de números definidos em linhas e colunas que expressam o número de unidades da amostra (pixels, grupos de pixels ou polígonos) atribuído a uma categoria particular relativo à categoria atual, conforme

foi verificado em campo. Geralmente, as colunas representam os dados de referência, enquanto as linhas representam a classificação gerada a partir dos dados de sensoriamento remoto.

Para extrair as informações para a geração da matriz de confusão, as classificações geradas no ArcGIS foram convertidas para o formato vetorial (feature class), através da ferramenta Raster to Polygon.

No ambiente do ArcGIS criou-se 500 (quinhentos) pontos de forma aleatória, distribuídos na área de estudo (Figura 3), por meio da ferramenta de geoprocessamento Create Random Points (Criar Pontos Aleatórios), que está localizada na caixa de ferramentas Data Management Tools (Ferramenta de Gerenciamento de Dados), no conjunto de ferramentas Feature Class (Classe de Feição).

No aplicativo ArcMap usou-se o Serviço de Imagem da Esri (World Imagery), a partir do ArcGIS Online, para a validação dos pontos. Cada ponto criado para validação foi classificado numa das sete classes temáticas pré-definidas, considerando que o interprete tem conhecimento do espaço investigado. Esses pontos criados poderiam ser obtidos via GPS em trabalho de campo na área de estudo.

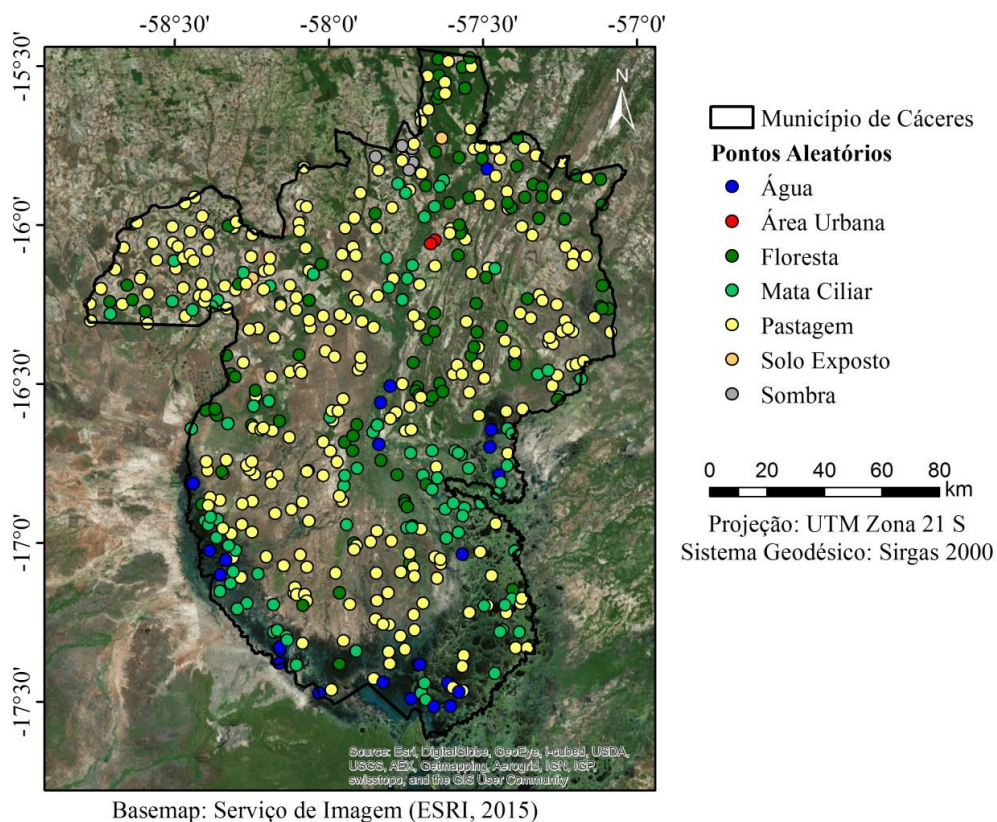


Figura 3. Pontos Aleatórios que serão usados para validar as classes temáticas na matriz de confusão.

Iara S. do Nascimento, Carla B. M. Cruz, Sandra M. A. S. Neves e Edinéia A. S. Galvanin, *Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for desktop, com uso de imagem Landsat 8 do município de Cáceres/MT*

Para compor a matriz de confusão (Tabelas 2 e 3) foram utilizados os pontos gerados aleatoriamente, que foram classificados através da interpretação visual. Assim fez-se a interseção dos pontos aleatórios com as classes temáticas contidas nas classificações supervisionada e não-supervisionada (Figuras 4 A e B).

Para verificar o grau de concordância para cada classe em relação a cada classificador avaliado, foi utilizado o índice Tau que é uma técnica discreta multivariada que expressa a correlação entre a verdade de campo e as imagens classificadas baseadas em probabilidades (NAESSET, 1996; ANTUNES e LINGNAU, 1997). Naeset (1996) justifica que o índice Tau pode ser interessante como um coeficiente que reflete a acurácia de uma classificação, pois estima as concordâncias ao acaso. A interpretação da qualidade da classificação é feita a partir dos valores do índice de Tau no intervalo [-1,1] (LINGNAU e ANTUNES, 1997), conforme pode ser observado na Tabela 4.

O índice Kappa é utilizado para verificar a confiabilidade dos mapas temáticos que são gerados a partir do processamento digital da imagem de sensoriamento remoto. Este índice considera a proporção de amostras corretamente classificadas, correspondentes à razão entre a soma da diagonal principal da matriz de erros e a soma de todos os elementos dessa matriz, representadas pelo número total da amostra, tendo como referência o número total de classes (COHEN, 1960). Os valores do índice Kappa podem ser qualificados conforme Landis e Koch (1977).

Alguns estudos mostram que Tau e Kappa apresentam valores muito próximos entre si quando as classes possuem uma mesma probabilidade. As expressões para a obtenção do índice Kappa pode ser encontrada em Coelho (2010), Congalton (1991) e Silva et al. (2011) e para o índice Tau em Congalton (1991) e Ma e Redmond (1995).

Resultados e discussão

O classificador supervisionado (Maxver) apresentou melhor desempenho em relação ao classificador não supervisionado (Iso Cluster) na geração do mapa de cobertura vegetal e uso da terra do município de Cáceres/MT, como pode ser constatado nas (Figuras 4 A e B), em que se observa pouca confusão entre as classes temáticas, embora este tenha distinguido menos classes temáticas do que o Maxver.

As classes área urbana e solo exposto apresentaram a mesma resposta espectral, assim como a de sombra e pastagem, na classificação gerada pelo classificador Maxver

Iara S. do Nascimento, Carla B. M. Cruz, Sandra M. A. S. Neves e Edinéia A. S. Galvanin,
Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for desktop, com uso de imagem Landsat 8 do município de Cáceres/MT

(Figura 4 A). Cabe informar que no pós-processamento apenas atribuiu-se as cores conforme as classes.

A ferramenta Maxver, no ArcGIS, não realiza segmentação como ocorre em outros softwares que realizam o processamento digital da imagem, sendo esta feita conforme as amostras selecionadas na etapa de treinamento. De acordo com a classificação gerada no Maxver as classes que ocuparam maior área no município de Cáceres foram: Pastagem (42,53%), Floresta (21,77%) e Mata Ciliar (17,05%). A urbe de Cáceres é pouco densa e concentrada espacialmente, padrão este diferente do apresentado pelas metrópoles e cidades de grande porte.

Verificou-se na classificação não supervisionada, gerada pelo classificador Iso Cluster (ou Isodata) ineficiência na distinção de classes temáticas (Área Urbana, Solo Exposto e Sombra), corroborando para que as classes área urbana e sombra não fossem classificadas (Figura 4 B).

As classes identificadas pelo classificador Iso Cluster que ocuparam maior área no município de Cáceres foram: Pastagem (46,18%), Floresta (28,51%) e Mata Ciliar (10,88%).

Crósta (2002) aponta que a desvantagem do método Isodata reside no fato de que todos os pixels da imagem serão classificados, o que pode acarretar em mistura da resposta espectral dos temas.

Segundo Mello et al. (2012), é importante, que o trabalho de classificação considere as especificidades do funcionamento de cada algoritmo e, em particular, a possibilidade de minimizar os erros de confusão, escolhendo-se um número de classes adequado e definindo-se amostras, em conjunto com os parâmetros dos algoritmos, para diminuir a confusão. Por outro lado, esses fatores que contribuem para melhorar o desempenho dos classificadores, requerem treinamento mais elaborado do profissional que esteja executando o trabalho de classificação e demanda um trabalho mais demorado e primoroso de análise prévia dos dados e, posteriormente, à execução do algoritmo, de modo que possa haver casos em que o mesmo resultado final possa ser obtido pela correção dos resultados do classificador automático, com o auxílio de ferramentas de edição oferecidas nos sistemas de processamento de imagens e SIGs.

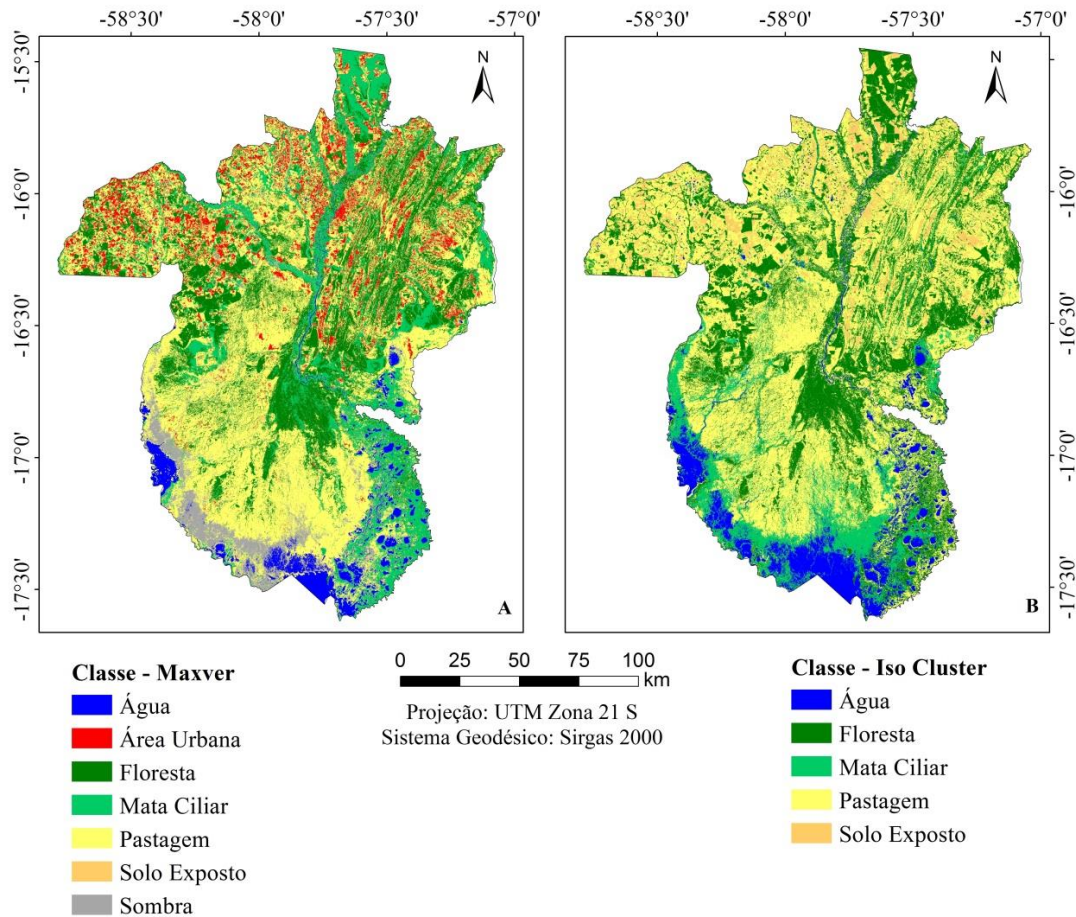


Figura 4. **A:** Classificação Maxver. **B:** Classificação Iso Cluster.

Nas matrizes de confusão dos classificadores Maxver (Tabela 2) e Iso Cluster (Tabela 3) são apresentadas a correspondência entre os pontos aleatórios de cada classe temática e as classificações supervisionada e não-supervisionada geradas.

Tabela 2. Matriz de confusão do classificador Maxver.

| Matriz de Confusão - Maxver | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----------------------------|-------|--------|-------------|--------|----------|--------|-------------|--------|----------|--------|--------------|--------|--------|--------|-------------|--------|
| Verdade | Água | | Área Urbana | | Floresta | | Mata Ciliar | | Pastagem | | Solo Exposto | | Sombra | | Total Linha | |
| | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) |
| Água | 18 | 78,26 | 1 | 3,13 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 2 | 0,97 | 0 | 0,00 | 2 | 6,67 | 23 | 4,60 |
| Área Urbana | 0 | 0,00 | 2 | 6,25 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 2 | 0,40 |
| Floresta | 0 | 0,00 | 2 | 6,25 | 48 | 42,86 | 24 | 27,27 | 19 | 9,22 | 0 | 0,00 | 3 | 10,00 | 96 | 19,20 |
| Mata Ciliar | 3 | 13,04 | 0 | 0,00 | 16 | 14,29 | 34 | 38,64 | 24 | 11,65 | 0 | 0,00 | 14 | 46,67 | 91 | 18,20 |
| Pastagem | 2 | 8,70 | 26 | 81,25 | 47 | 41,96 | 28 | 31,82 | 159 | 77,18 | 8 | 88,89 | 11 | 36,67 | 281 | 56,20 |
| Solo Exposto | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 1 | 0,49 | 1 | 11,11 | 0 | 0,00 | 2 | 0,40 |
| Sombra | 0 | 0,00 | 1 | 3,13 | 1 | 0,89 | 2 | 2,27 | 1 | 0,49 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 5 | 1,00 |
| Total Coluna | 23 | 100,00 | 32 | 100,00 | 112 | 100,00 | 88 | 100,00 | 206 | 100,00 | 9 | 100,00 | 30 | 100,00 | 500 | 100,00 |

Tabela 3. Matriz de confusão do classificador Iso Cluster.

| Matriz de Confusão - Iso Cluster | | | | | | | | | | | | | | | | |
|----------------------------------|-------|--------|-------------|------|----------|--------|-------------|--------|----------|--------|--------------|--------|--------|------|-------------|--------|
| Verdade | Água | | Área Urbana | | Floresta | | Mata Ciliar | | Pastagem | | Solo Exposto | | Sombra | | Total Linha | |
| | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) | Qtde. | (%) |
| Água | 18 | 56,25 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 4 | 6,45 | 0 | 0,00 | 1 | 3,03 | 0 | 0,00 | 23 | 4,60 |
| Área Urbana | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 2 | 6,06 | 0 | 0,00 | 2 | 0,40 |
| Floresta | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 60 | 41,10 | 5 | 8,06 | 29 | 12,78 | 2 | 6,06 | 0 | 0,00 | 96 | 19,20 |
| Mata Ciliar | 8 | 25,00 | 0 | 0,00 | 32 | 21,92 | 21 | 33,87 | 30 | 13,22 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 91 | 18,20 |
| Pastagem | 6 | 18,75 | 0 | 0,00 | 52 | 35,62 | 32 | 51,61 | 165 | 72,69 | 26 | 78,79 | 0 | 0,00 | 281 | 56,20 |
| Solo Exposto | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 1 | 0,44 | 1 | 3,03 | 0 | 0,00 | 2 | 0,40 |
| Sombra | 0 | 0,00 | 0 | 0,00 | 2 | 1,37 | 0 | 0,00 | 2 | 0,88 | 1 | 3,03 | 0 | 0,00 | 5 | 1,00 |
| Total Coluna | 32 | 100,00 | 0 | 0,00 | 146 | 100,00 | 62 | 100,00 | 227 | 100,00 | 33 | 100,00 | 0 | 0,00 | 500 | 100,00 |

No método Maxver observou-se que há maior correspondência entre as classes pastagem, floresta e mata ciliar, porém a classe sombra foi confundida com as classes Água, Floresta, Mata Ciliar e Pastagem. No método Iso Cluster obteve maior correspondência entre as classes Floresta, Mata Ciliar e Pastagem.

Pode-se observar a partir da Tabela 4 que não houve discriminação das classes Área Urbana, Solo Exposto e Sombra, no classificador Maxver, as classes Água e Pastagem obtiveram um bom índice de acurácia. No classificador Iso Cluster apenas a classe Pastagem apresentou um índice de acurácia superior a 0,5.

Tabela 4. Índice Tau para as classes individuais.

| Classes | Tau | |
|------------------|----------------------|---------------------------|
| | Classificador Maxver | Classificador Iso Cluster |
| Água | 0,75 | 0,48 |
| Área Urbana | -0,09 | - |
| Floresta | 0,33 | 0,31 |
| Mata Ciliar | 0,28 | 0,23 |
| Pastagem | 0,73 | 0,68 |
| Solo Exposto | -0,03 | -0,13 |
| Sombra | -0,16 | - |
| Tau Geral | 0,44 | 0,45 |

Como esperado, o Kappa para o classificador Maxver foi de 31% menor que o valor de Exatidão Global (52%), o classificador Iso Cluster apresentou o índice Kappa de 29%, também inferior à exatidão global (53%). Este fato pode ser explicado pela utilização de todas as células da matriz no cálculo do primeiro, considerando, portanto, os erros de exclusão e inclusão das classes. A diferença entre os valores das acurácias globais e o valor do índice Kappa ocorre, pois, segundo Congalton (1991), estes valores

representam informações diferentes da matriz de confusão e recomenda que sejam usados em conjunto.

Para ambos os classificadores o coeficiente de concordância Tau apresentou valor mais próximo ao de Exatidão Global quando comparado aos valores de Kappa. Landis e Koch (1977) afirmaram que o desempenho de ambos classificadores do ArcGIS podem ser classificados como moderados, quando considerados os valores da Exatidão Global e Tau, em virtude dos valores apresentados estarem contidos na classe de 0,40 a 0,59.

Conclusões

Baseado nos resultados da classificação e na matriz de confusão concluiu-se que o método Maxver apresentou melhor desempenho na distinção das classes temáticas na área definida para esse estudo, por ser um método supervisionado.

O método Iso Cluster não distinguiu na classificação os temas Área Urbana e Sombra. Problema este que não foi observado na classificação gerada utilizando o classificador Maxver, em que foram separadas todas as sete classes, definidas previamente na etapa de treinamento. O problema de não distinção de classes apresentado na classificação, gerada pelo Iso Cluster, pode ser contornado utilizando técnicas de edição, como a correção manual da classe temática, que demandam tempo para realização.

Os classificadores Maxver e Iso Cluster do ArcGIS não apresentaram uma boa acurácia, pois o índice Kappa foi de 31% e 29%, respectivamente. Possivelmente, o fato de não realizarem a segmentação, como ocorre em outros softwares, a exemplo do Spring (INPE) e do e-Cognition (Trimble), pode ser um fator a ser considerado no aprimoramento do software, em versões posteriores, para que se obtenha uma melhor acurácia no processo de classificação.

Referências bibliográficas

ANTUNES, A. F. B.; LINGNAU, C. Uso dos Índices de Acurácia para Avaliação de Mapas temáticos obtidos por meios de classificação digital. In: *III Congresso e Feira para Usuário de geoprocessamento*, Curitiba: Sagres, 1997.

BALL, G. H.; HALL, D. J. *A novel method of data analysis and pattern classification*. Menlo Park, California: Stanford Research Institute. 1965. 79p. Disponível em:

Iara S. do Nascimento, Carla B. M. Cruz, Sandra M. A. S. Neves e Edinéia A. S. Galvanin, *Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for desktop, com uso de imagem Landsat 8 do município de Cáceres/MT*

<<http://www.dtic.mil/cgi-bin/GetTRDoc?AD=AD0699616>>. Acessado em: 12 out 2014.

BRASIL. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. *Manual do SPRING: Tutorial de Geoprocessamento*. 2006. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/segmentacao.html>>. Acessado em: 11 out 2014.

COHEN, J. A. Coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, v. 49, n. 12, p. 1671-1678, 1991.

CRÓSTA, A. P. *Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto*. 4 ed. Campinas: Instituto de Geografia: UNICAMP, 2002. 164 p.

EARTH EXPLORER. *Imagens Landsat 8*. 2014. Disponível em: <<http://earthexplorer.usgs.gov/>>. Acessado em: 11 out 2014.

ESRI. Environmental Systems Research Institute. *ArcGIS for Desktop Advanced*. Release 10.2.2. Redlands, CA, 2014.

ESRI. Environmental Systems Research Institute. *Iso Cluster (Spatial Analyst)*. Redlands, CA, 2014. Disponível em: <http://resources.arcgis.com/en/help/main/10.2/index.html#/Iso_Cluster/009z000000pm000000/>. Acessado em: 17 out 2014.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Malha Municipal Digital*. 2007. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/default_prod.shtm#TERRIT>. Acessado em: 13 out 2014.

LANDIS J. R.; KOCH G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*. v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LINGNAU, C.; ANTUNES, A. F. B. Avaliação da acurácia de mapas temáticos oriundos de classificação digital de imagens. In: *IV Simpósio Brasileiro de Geoprocessamento*, 1997, São Paulo: USP, 1997.

MA, Z.; REDMOND, R. Tau Coefficients for Accuracy Assessment of Classification of Remote Sensing Data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 61, n. 4, p. 435-439, 1995.

MELLO, A. Y. I.; ALVES, D. S.; LINHARES, C. A.; LIMA, F. B. Avaliação de técnicas de classificação digital de imagens Landsat em diferentes padrões de cobertura da terra em Rondônia. *Revista Árvore*, v. 36, n. 3, p. 537-547, mai.-jun., 2012.

Iara S. do Nascimento, Carla B. M. Cruz, Sandra M. A. S. Neves e Edinéia A. S. Galvanin, *Avaliação da exatidão dos classificadores Maxver e Iso Cluster do software ArcGIS for desktop, com uso de imagem Landsat 8 do município de Cáceres/MT*

- MENDES, C. L. Classificação por Máxima Verossimilhança num ambiente maciçamente paralelo. *Projeto Estra e Projeto Computação 87/1786-1*. São José dos Campos/SP: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1987.
- MENESES, P. R.; SANO E. E. Classificação pixel a pixel de imagens. In: MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. *Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto*. Brasília: UNB, 2012. p. 191-208.
- NAESSET, E. Conditional Tau coefficient for assessment of producer's accuracy of classified remotely sensed data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, v. 51, p. 91-98, 1996.
- NEVES, S. M. A. S.; NUNES, M. C. M.; NEVES, R. J. Caracterização das condições climáticas de Cáceres/MT - Brasil, no período de 1971 a 2009: subsídio às atividades Agropecuárias e turísticas municipais. *B.goiano.geogr.* v. 31, n. 2, p. 55-68, jul./dez., 2011.
- RICHARDS, J. A.; JIA, X. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Fourth Edition. New York: Springer Verlag, 2006. 431p.
- SILVA, A. M.; MELLO, J. R. B.; BOSHI, R. S.; ROCHA, J. V.; LAMPARELLI, R. A. C. Avaliação de classificadores para o mapeamento de uso da terra. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15, Curitiba-PR, 2011. *Anais...* São José dos Campos: INPE, p. 7324.

Trabalho enviado em outubro de 2015.

Trabalho aceito em dezembro de 2015.

USO DE MINERAÇÃO DE DADOS PARA MAPEAMENTO DA COBERTURA DA TERRA EM IMAGEM OLI/LANDSAT 8 NO PARQUE NACIONAL DO ITATIAIA

Leonardo Herms Maia *

Gustavo Mota de Sousa **

Manoel do Couto Fernandes ***

Resumo: O objetivo deste trabalho é a aplicação das técnicas de mineração de dados para o mapeamento da cobertura da terra Parque Nacional do Itatiaia usando o software InterIMAGE e imagens do Sensor OLI / Landsat 8. A área de estudo abrange parte do Estado de Minas Gerais e Rio de Janeiro com destaque a região do Sul de Minas e o Planalto das Agulhas Negras que possuem remanescentes do bioma Mata Atlântica. Os dados utilizados foram a banda pancromática e as bandas multiespectrais (2-7) do sensor OLI / Landsat 8 que realizaram a geração de objetos por segmentação em Baatz e a extração de atributos, respectivamente. As classes são definidas para o mapeamento de áreas urbanas, gramínea, floresta, rocha, sombra e água. Foram coletadas amostras no destinadas a mineração de dados através do Classificador C4.5. O resultado observado a partir da validação do mapeamento indica a exatidão global de 72% e um índice kappa de 0,66, demonstrando resultados promissores e a eficácia da metodologia aplicada.

Palavras-chave: Mapeamento de cobertura, Landsat 8, Mineração de Dados, InterIMAGE.

DATA MINING FOR LAND COVER MAPPING WITH OLI/LANDSAT 8 IN ITATIAIA NATIONAL PARK

Abstract: The objective of this work is to apply data mining technique for land cover mapping of Itatiaia National Park using InterIMAGE software and images of OLI/Landsat 8 sensor. The study area is part of the Atlantic Forest and covers Minas Gerais and Rio de Janeiro states especially the Minas southern region and the Agulhas Negras Highlands. The data used were the panchromatic band and the multispectral bands (2-7) of the OLI / Landsat 8 that performed the generation of objects with Baatz segmenter and the extraction of attributes, respectively. The classes are defined for mapping urban areas, grass, forest, rocky, shadow and water that were collected by samples editor aimed at data

* Geógrafo pela UFRRJ - lhmaia.geo@gmail.com

** Professor Adjunto, Dep. de Geociências/UFRRJ – gustavoms@ufrj.br

*** Professor Associado, Dep. de Geografia/UFRRJ – manoel.fernandes@ufrj.br

mining through the algorithm C4.5 Classifier. The result observed from the mapping validation indicates global accuracy of 72% and a kappa index of 0.66, demonstrating promising results which show the effectiveness of the applied methodology.

Keywords: Land cover, Landsat 8, Data Mining, InterIMAGE.

USO DEL MINERÍA DE DATOS PARA EL MAPEO DE COBERTURA DE LA TIERRA EN IMAGEN OLI/LANDSAT 8 DEL PARQUE NACIONAL ITATIAIA

Resumen: El objetivo del trabajo es la aplicación de técnicas de minería de datos para el levantamiento cartográfico de la cobertura de tierra del Parque Nacional do Itatiaia utilizando el software InterImage e imágenes del Sensor OLI / Landsat 8. El área de estudio abarca parte de la provincia de Minas Gerais y Rio de Janeiro, destacándose la región sur de Minas y el Planalto das Agulhas Negras que poseen remanentes del bioma Mata Atlántica. Los datos utilizados fueron las bandas pancromáticas y multiespectrales (2-7) del sensor OLI / Landsat 8 que generaron objetos por segmentación en Baatz y la extracción de atributos, respectivamente. Las clases están definidas para el levantamiento cartográfico de áreas urbanas, gramínea, floresta, rocha, sombra y agua. Fueron colectadas muestras no destinadas a la minería de datos a través del Clasificador C4.5. El resultado observado a partir de la validación del levantamiento cartográfico indica la exactitud global del 72% y un índice kappa de 0,66, demostrando resultados promisorios y la eficacia metodológica aplicada.

Palabras clave: Minería de datos, Cobertura de tierra, Landsat 8, InterIMAGE.

Introdução

A gestão das Unidades de Conservação necessita de planejamento para os diversos desafios que ocorrem dentro e fora dos seus limites e para isso é importante a elaboração de mapeamentos de cobertura da terra que indiquem uma representação da realidade identificada por meio de levantamentos aéreos e orbitais.

No que tange a realização de mapeamentos de cobertura da terra, o Sensoriamento Remoto é primordial e contribui decisivamente na interpretação da estrutura horizontal de uma paisagem (Sousa et al., 2012). Isso decorre de que o mapeamento da cobertura da terra é entendido como a caracterização dos objetos da superfície terrestre em termos de suas propriedades biofísicas, físicas e químicas que exibem

uma relação própria de interação energia-matéria, ou seja, um padrão mais ou menos definido de reflectância (Barnsley et al..., 2001; Prado, 2009). Em face ao exposto não se propõe o mapeamento do uso do solo, que de acordo com Novo (1992), refere-se à utilização cultural, ou a forma como o espaço está sendo ocupado pelo homem, como define Rosa (2009), e sim identificar a estrutura dos objetos na paisagem em análise, ou seja, sua distribuição espacial.

Nos últimos anos, o Sensoriamento Remoto tem se desenvolvido em diversas áreas que se destacam a aquisição de imagens orbitais com melhores resoluções espacial e espectral além de novos métodos de análise que têm sido aprimorados para suportar a geração desses novos bancos de dados. Esses avanços apontam para o desenvolvimento da GEOBIA (GEOgraphic Object-Based Image Analysis) indicado por Blaschke et al. (2014) como um novo paradigma para a análise de imagens aplicável à diversas áreas ambientais que envolvem a descoberta e a modelagem do conhecimento para mapeamentos com diversos fins. A descoberta do conhecimento tem como etapa principal a mineração de dados devido a realização da seleção dos métodos a serem utilizados para identificar padrões existentes em banco de dados, os quais são analisados para a busca por padrões de interesse que visam a identificação de fenômenos através dos melhores parâmetros que resolvam o objetivo em questão (Sousa, 2013).

A área de estudo abrange parte do Estado de Minas Gerais e Rio de Janeiro com destaque a região do Sul de Minas e o Planalto das Agulhas Negras que possuem áreas do bioma Mata Atlântica protegidas pelo mosaico de Unidades de Conservação da Serra da Mantiqueira em que se destaca do Parque Nacional do Itatiaia (Figura 1).

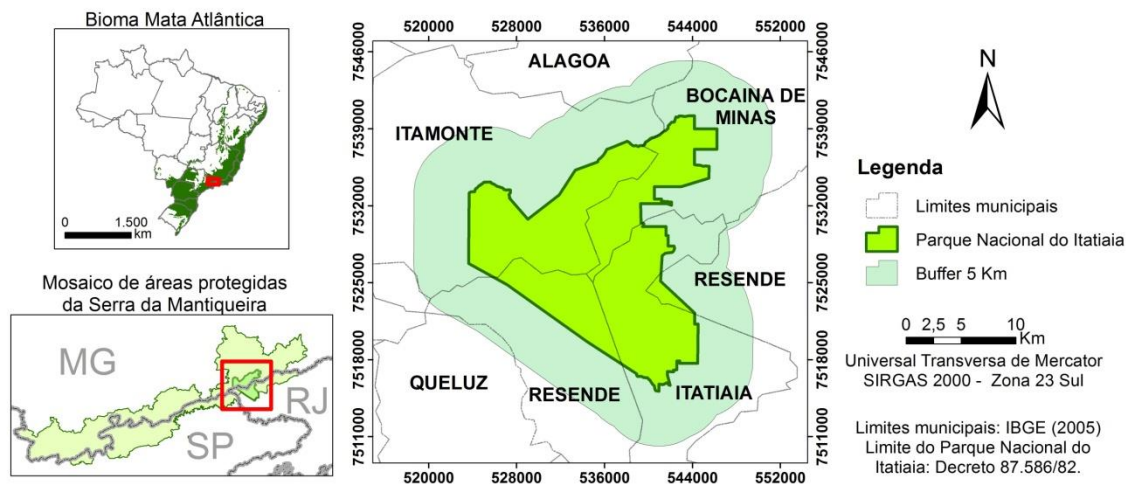


Figura 1. Localização do Parque Nacional do Itatiaia (Adaptado de Tomzhinski, 2012).

A proposta desse estudo é aplicar a técnica de mineração de dados para o mapeamento da cobertura da terra do Parque Nacional do Itatiaia e arredores por meio de uma imagem do sensor OLI/LANDSAT 8 e o software livre InterIMAGE. O projeto então se dividiu em quatro etapas: Aquisição da imagem LANDSAT 8 pelo site Earth Explorer, correção atmosférica com o modelo AtmCorOLI (Antunes et al., 2012), segmentação (Baatz Segmenter) e coleta de amostras (Samples Editor), mineração de dados (C4.5_classifier) e validação do mapeamento de cobertura da terra.

Metodologia

A metodologia utilizada (Figura 2) teve como base a realização de técnicas de correção atmosférica de imagens, segmentação e mineração de dados resultando na geração do mapa de cobertura da terra.

A correção atmosférica foi realizada seguindo o modelo de transferência radiativa AtmCorOLI conforme descrito por Antunes et al.. (2012) e Sousa & Antunes (2013). Esse procedimento foi importante para corrigir os efeitos dos aerossóis presentes na atmosfera e que propiciam diferenças nas respostas espectrais nos alvos terrestres.

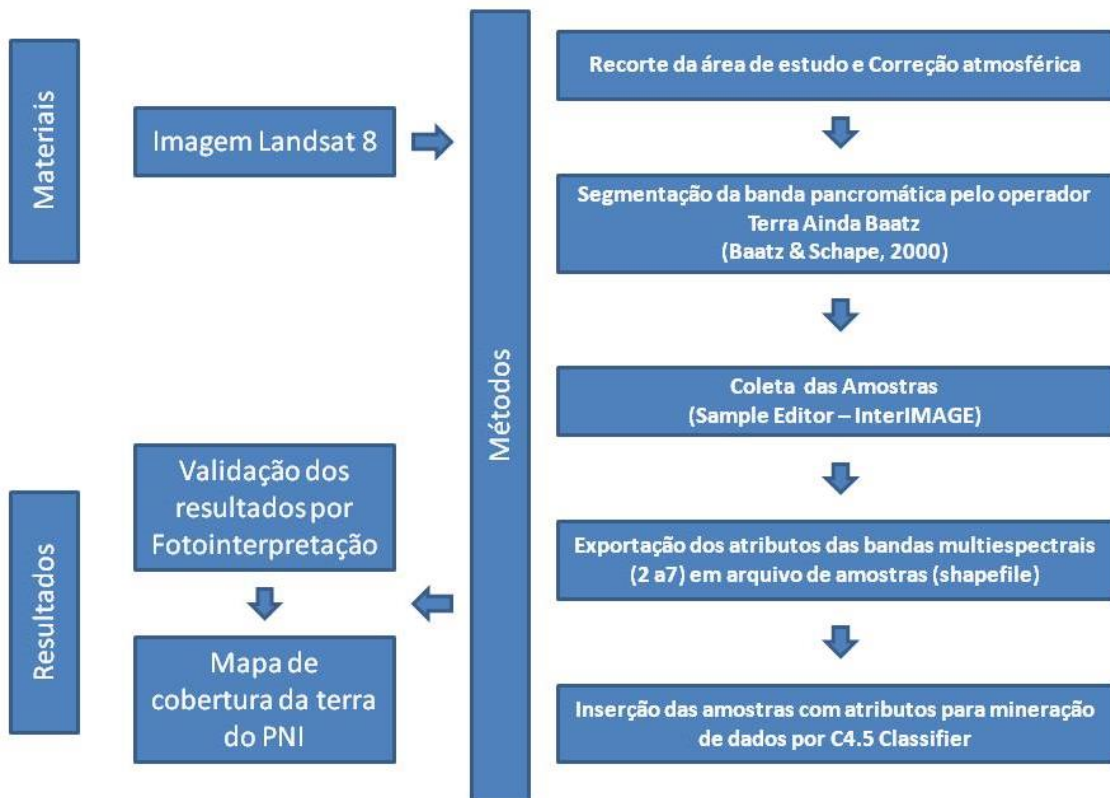


Figura 2. Fluxograma metodológico

Os procedimentos agora descritos foram realizados no software InterIMAGE (Costa et al., 2008) que tornou possível a geração da descoberta de conhecimento dos objetos com base na coleta de amostras e a mineração de dados para classificação da cobertura da terra.

A geração das amostras se deu a partir da segmentação da banda pancromática do LANDSAT 8 utilizando o operador "Terra Aida Baatz Segmenter" (Baatz & Schape, 2000) com os seguintes parâmetros: compacidade 0.8, cor 0.9 e escala 50. Os segmentos gerados foram analisados visando a delimitação das classes manualmente na imagem. Visando a aquisição de dados consistentes, foi realizada a coleta de 30 amostras de cada uma das classes definidas (área urbana, floresta, vegetação rasteira, sombra, rocha, água), de forma que o algoritmo pudesse distinguir as classes a serem classificadas. Após, as amostras foram exportadas junto com os atributos descritos na tabela 1.

Tabela 1: Lista dos Atributos (InterIMAGE, 2011)

| Nome do atributo | Definição |
|---------------------------------------|--|
| Amplitude (amplitude value) | Representa a diferença entre os valores de pixel máximo e mínimo de um objeto para um segmento. |
| Entropia (entropy) | Medida estatística aleatória que pode ser usada para descrever algumas características de textura. Maior aleatoriedade dos dados leva a maiores valores de entropia. |
| Máximo valor do pixel (maxPixelValue) | O valor de pixel máximo encontrado dentro de um segmento. |
| Média (mean) | A média de valores de pixels dentro de um segmento. |
| Mínimo valor do pixel (minPixelValue) | O valor de pixel mínimo encontrado dentro de um segmento. |
| Moda (mode) | Representa o valor mais frequente entre um conjunto de valores. |
| Razão (ratio) | Representa a quantidade que a imagem contribui para o brilho total de um segmento. |
| Desvio Padrão (standardDeviation) | Representa o grau de dispersão numérica de dados em torno da média. |
| Soma dos pixels (sumPixelValue) | Representa a soma de todos os valores dos elementos dentro de uma área de um segmento. |
| Variância (variance) | Semelhante ao desvio padrão, a variância também representa o grau de dispersão de dados numéricos em torno da média, mas na escala original dos valores. |

A coleta de amostras gerou um arquivo shapefile com os atributos descritos para cada banda espectral além de índices espectrais como o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) que foi reintroduzido ao projeto do InterIMAGE com adaptação na rede semântica (Fig. 3A) para a inclusão do operador de mineração de dados baseado no algoritmo C4.5 (Quinlan, 1993). O operador C4.5 (Terra Aida C4.5 Classifier) gerou uma árvore de decisão (Fig. 3B) com base nas amostras inseridas e realizou a classificação da cobertura da terra.

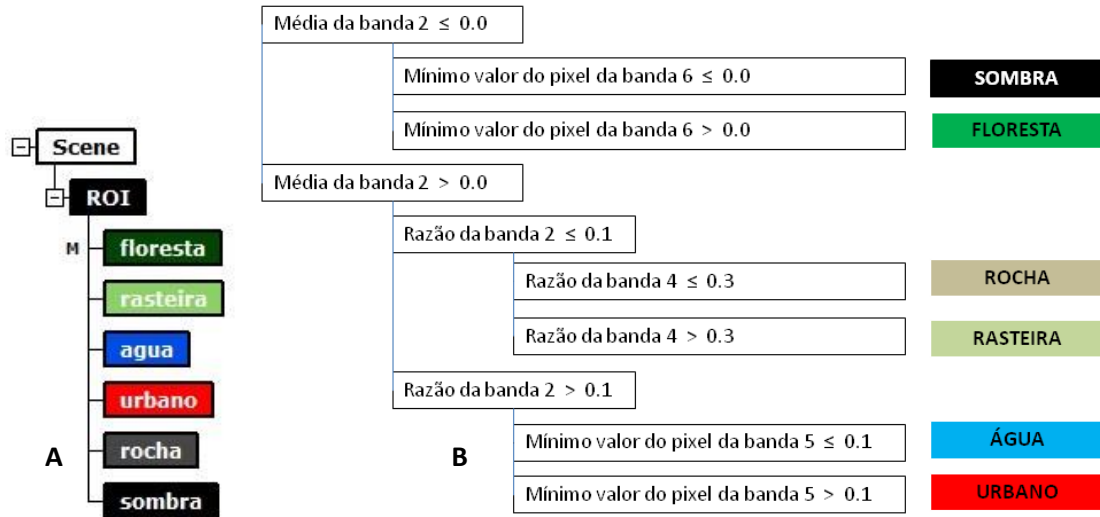


Figura 3. Rede semântica (A) e Árvore de decisão gerada pelo algoritmo C4.5 (B)

A árvore de decisão gerada por mineração de dados é bastante resumida e apresenta o uso das bandas 2 (azul), 4 (vermelho) e 5 (infravermelho próximo) e os atributos utilizados foram de média, razão e mínimo valor do pixel. Os resultados das classes de cobertura da terra foram confrontados com amostras de validação elaboradas com base nas imagens LANDSAT 8 e auxílio do Google Earth Pro para resolução de possíveis dúvidas.

Resultados

O mapa de cobertura da terra foi gerado através da metodologia realizada inteiramente no software InterIMAGE, posteriormente uma análise visual foi realizada objetivando-se verificar a coerência entre a imagem e os resultados alcançados. Caso fossem verificadas incongruências, novos procedimentos de coleta de amostras serão realizados para obtenção de classificação satisfatória.

A geração das amostras de validação se deu através da identificação por fotointerpretação de 30 amostras por classe bem distribuídas ao longo da área de estudo. As amostras de validação foram sobrepostas à classificação realizada e tornou possível à elaboração de uma matriz de confusão (Tabela 2), que fornece dados para o cálculo dos índices de Acurácia Global e Kappa (Congalton & Green, 1999).

Tabela 2. Matriz de confusão

| Área - Teste | | Classes geradas manualmente | | | | | | |
|---------------------------------|---------------|-----------------------------|----------|---------------|--------|-------|------|-------|
| | | Área Urbana | Floresta | Veg. Rasteira | Sombra | Rocha | Água | Total |
| Classes geradas automaticamente | Área Urbana | 16 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| | Floresta | 0 | 28 | 3 | 7 | 1 | 0 | 39 |
| | Veg. Rasteira | 6 | 9 | 32 | 0 | 13 | 0 | 60 |
| | Sombra | 0 | 0 | 0 | 25 | 0 | 0 | 25 |
| | Rocha | 0 | 0 | 3 | 0 | 13 | 0 | 16 |
| | Água | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 17 | 23 |
| | Total | 22 | 37 | 47 | 32 | 27 | 17 | 182 |

O valor do índice global adquirido foi de 72%, enquanto o índice kappa atingiu o valor de 0.66 que, de acordo com Landis & Koch (1977), atingiram valores satisfatórios. Visando verificar o percentual de acertos por classe e sobreposições das classes na matriz de confusão, construiu-se uma matriz de confusão com valores percentuais apresentada na tabela 3.

Tabela 3. Matriz de percentual de acerto por classe

| Área - Teste | | Classes geradas manualmente | | | | | |
|---------------------------------|---------------|-----------------------------|----------|---------------|--------|-------|------|
| | | Área Urbana | Floresta | Veg. Rasteira | Sombra | Rocha | Água |
| Classes geradas automaticamente | Área Urbana | 84,2 | 0 | 15,8 | 0 | 0 | 0 |
| | Floresta | 0 | 71,8 | 7,7 | 17,9 | 2,6 | 0 |
| | Veg. Rasteira | 10 | 15 | 53,3 | 0 | 21,7 | 0 |
| | Sombra | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| | Rocha | 0 | 0 | 18,8 | 0 | 81,3 | 0 |
| | Água | 0 | 0 | 26,1 | 0 | 0 | 73,9 |

Analisando a matriz de percentual (Tabela 3) obteve-se os resultados de acurácia do usuário: Sombra (100%), Área Urbana (84,2%), Rocha (81,3%), Água (73,9%), Floresta (71,8%), Vegetação Rasteira (53,3%).

A classe vegetação rasteira foi a que apresentou o menor valor percentual, isso é resultado da diversidade da distribuição com classes vizinhas e as características

apresentadas na agregação de diferentes classes de vegetação rasteira devido a variação altitudinal que atinge até 2300 m de altitude como é o caso das áreas com características de campo de altitude nas áreas de planalto (Colares et al., 2015). As áreas de vegetação rasteira demonstraram confusão com áreas de transição entre classes próximas em toda a área de estudo que são floresta (15%), rocha (21,7%) e áreas urbanas (10%).

As áreas de floresta também apresentaram confusão com áreas de transição com vegetação rasteira (7,7%), rocha (2,6%) e áreas sombreadas (17,9%). No caso das áreas identificadas como sombra, trata-se de uma classe que deve ser incorporada a outras classes por não ter características de cobertura da terra, sendo indicada para observação da geomorfologia local.

As classes de água, rocha e urbano se confundiram com o entorno das áreas de transição coberto com vegetação rasteira atingindo valores de 26,1%, 18,8% e 15,8% respectivamente.

O mapa de cobertura da terra do Parque Nacional de Itatiaia se apresenta na figura 4 e demonstra que a área possui grande diversidade de classes em que se destacam as áreas de vegetação rasteira e os fragmentos florestais que ocupam as áreas com maior declividade.

As áreas urbanizadas encontram-se principalmente ao longo da Rodovia Presidente Dutra (BR 116) e estão em crescimento devido a implantação de um parque industrial que dinamiza a cobertura da terra, ocupando áreas que antes eram de pastagem. Os afloramentos rochosos são delimitados na região do Planalto do Itatiaia e as áreas sombreadas merecem atenção na classificação por conter outras classes que poderão ser classificadas com base em outros parâmetros como a geomorfologia e proximidade.

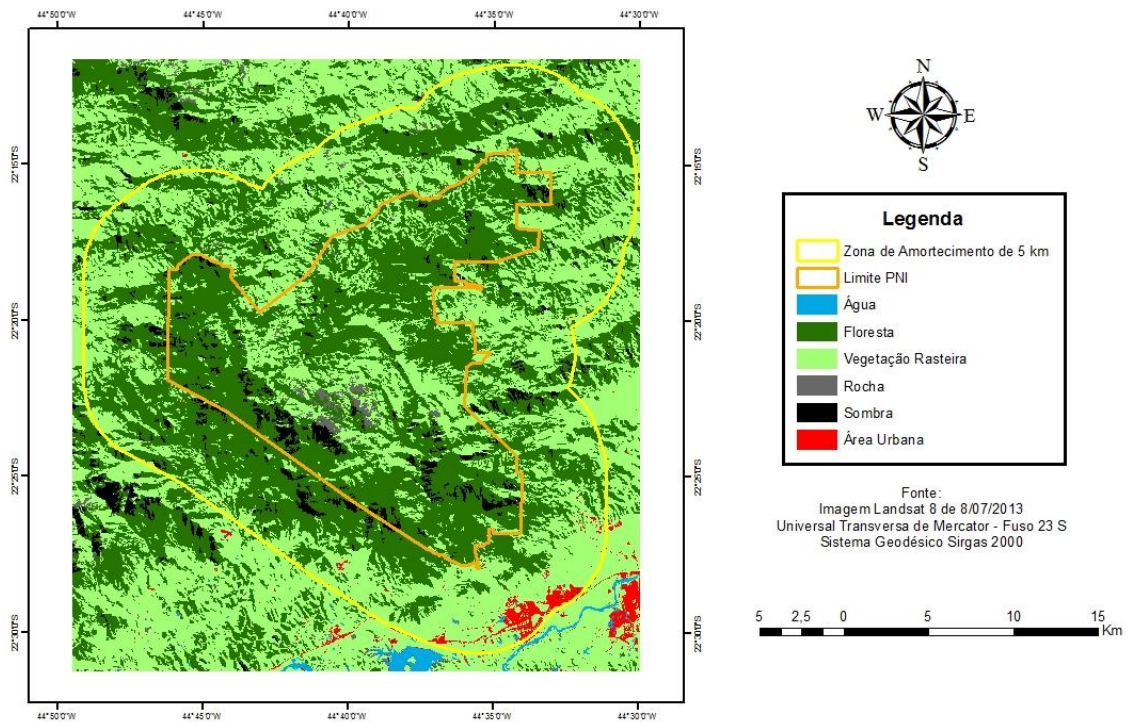


Figura 4. Mapa de cobertura da terra do Parque Nacional do Itatiaia

Conclusão

Os resultados de classificação mostram que o modelo baseado em mineração de dados em Imagem LANDSAT 8 utilizado no Parque Nacional do Itatiaia atingiu o objetivo, porém outros dados e parâmetros poderão ser inclusos e avaliados posteriormente visando o refinamento dos resultados, tais como modelo altimétrico, uso de índices espectrais de áreas urbanas e água, além de agregar a classe de sombra à outras classes ao seu entorno.

O InterIMAGE permitiu a utilização de bandas do sensor OLI do satélite LANDSAT 8 com diferentes resoluções espaciais com a segmentação baseada no operador Baatz Segmenter na banda pancromática (15 m) e, a extração de atributos das bandas multiespectrais (30 m) com a mineração de dados através do algoritmo C4.5. A extração dos atributos que geraram a árvore de decisão na rede semântica garantiu uma boa associação para a descoberta de conhecimento visando à construção de mapeamento para cobertura da terra.

Leonardo Herms Maia, Gustavo Mota de Sousa e Manoel do Couto Fernandes,
*Uso de mineração de dados para mapeamento da cobertura da terra
em imagem Landsat 8 no Parque Nacional do Itatiaia*

Os resultados dos índices Kappa e Acurácia Global demonstram que a metodologia foi eficaz e capaz de gerar um mapeamento que pode ser aprimorado utilizando novas fontes de dados e o potencial do sistema InterIMAGE com o emprego de outros operadores.

O InterIMAGE se encontra em desenvolvimento e ainda possui algumas limitações que vem sendo superadas, os resultados apontam ser uma alternativa eficaz, livre e gratuita, para análises de imagens baseadas em objeto.

Referências Bibliográficas

ANTUNES, M.A.H., DEBIASI, P., COSTA, A.R. DA.; GLERIANI, J.M. Correção atmosférica de imagens ALOS/AVNIR-2 utilizando o modelo 6S. *Revista Brasileira de Cartografia – RBC*, nº 64/Edição especial Sensoriamento Remoto: p. 531-539, 2012.

BAATZ, M., SCHÄPE, A., Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: Strobl, J. et al. (eds.): *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII*. Wichmann, Heidelberg, p.p. 12-23, 2000.

BARNESLEY, M. J.; MOLLER-JENSEN, L.; BARR, S. L. Inferring urban land use by spatial and structural pattern recognition. In: Donnay, J.; Barnesley, M. J.; Longley, P. A. (Eds). *Remote sensing and urban analysis*. London: Taylor & Francis. cap. 7, p. 115-144., 2001.

BLASCHKE, T.; HAY, G.J.; KELLY, M.; LANG, S.; HOFMANN, P.; ADDINK, E.; FEITOSA, R.Q.; MEER, F.V.D.; WERFF, H.V.D.; COILLIE, F.D. TIEDE, D. Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. In.: *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, V. 87, pp. 180–191, Jan. 2014.

COLARES, I.V.V.; NUNES, M.T.O; SOUSA, G.M.; FERNANDES, M.C. Análise do uso e cobertura do solo através da plataforma InterIMAGE aplicado ao Parque Nacional do Itatiaia – RJ. In.: *Revista Brasileira de Geomática – RBGeo*, nº 1, v.3, pp. 24-31, jan. 2015

CONGALTON, R. G., GREEN, K. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*, Lewis Publishers, New York., 1999.

COSTA, G.A.O.P.; PINHO, C.M.D.; FEITOSA, R.Q.; ALMEIDA, C.M.; KUX, H.J.H.; FONSECA, L.M.G.; OLIVEIRA, D. (2008) InterIMAGE: Uma plataforma cognitiva open source

Leonardo Herms Maia, Gustavo Mota de Sousa e Manoel do Couto Fernandes,
Uso de mineração de dados para mapeamento da cobertura da terra em imagem Landsat 8 no Parque Nacional do Itatiaia

para a interpretação automática de imagens digitais. *Revista Brasileira de Cartografia – RBC*, nº 60/4, p.331-337, dez 2008.

InterIMAGE – Interpreting Images Freely, Disponível em <http://wiki.dpi.inpe.br/doku.php?id=interimage:operators_documentation>. Acesso em: 11 de nov. 2011.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G., 1977 The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, v. 33, n. 1, p. 159-174.

NOVO, E. M. L. M. *Sensoriamento remoto: princípios e aplicações*. 3ª ed. revista e ampliada. São Paulo: Edgard Blucher, 388 p., 2008.

PRADO, F.A. *Sistema hierárquico de classificação para mapeamento da cobertura da terra nas escalas regional e urbana*. Dissertação (Mestrado). Programa de PósGraduação em Ciências Cartográficas: UNESP Presidente Prudente, 168 f., 2009.

ROSA, R. *Introdução ao Sensoriamento Remoto*. Uberlândia: EDUFU, 7ª Ed. 264 p., 2009.

QUINLAN, J. R. *C4.5: Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers, 1993.

SOUSA, G. M.; ANTUNES, M. A. H. Correção atmosférica de imagens AVNIR-2/ALOS com o modelo 6S no Parque Nacional do Itatiaia. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16. (SBSR), 2013, Foz do Iguaçu. *Anais...* São José dos Campos: INPE, p. 1885-1892., 2013.

SOUSA, G. M.; SANTOS, F. V.; FERNANDES, M. C. Mapeamento da cobertura da terra da APA Petrópolis/RJ utilizando análise baseada em objeto no sistema InterIMAGE. In.: *Revista Brasileira de Cartografia – RBC*, nº 64/4, p. 517-530, 2012

SOUSA, G.M. *Modelagem do conhecimento aplicada ao estudo da susceptibilidade à ocorrência de incêndios no Parque Nacional do Itatiaia*. Tese de Doutorado. Programa de Pós Graduação em Geografia – PPGG/UFRJ. 161 f., 2013.

TOMZHINSKI, G.W. (2012) *Análise Geoecológica dos Incêndios Florestais no Parque Nacional do Itatiaia*. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós Graduação em Geografia – PPGG/UFRJ. 13

Trabalho enviado em outubro de 2015.
Trabalho aceito em dezembro de 2015.

Leonardo Herms Maia, Gustavo Mota de Sousa e Manoel do Couto Fernandes,
Uso de mineração de dados para mapeamento da cobertura da terra em imagem Landsat 8 no Parque Nacional do Itatiaia

DINÂMICA DE USO E OCUPAÇÃO DA TERRA NOS MUNICÍPIOS DE NOVA IGUAÇU E DUQUE DE CAXIAS

Julia Fernandes Cattae *

Phillipe Valente Cardoso **

Monika Richter ***

Resumo: A paisagem se reconfigura a todo o momento, uma vez que é resultado da relação existente entre os elementos naturais e as ações antrópicas. O histórico de ocupação da Baixada Fluminense no estado do Rio de Janeiro, caracteriza-se por duas fases distintas. A primeira tem seu início no período colonial do Brasil indo até o final da década de 40, assumindo um caráter agrícola. Das décadas subsequentes até o presente, caracteriza-se por feições e funções urbanas e urbano-industriais. Ao longo dos anos, em função do rápido e intenso processo de desenvolvimento econômico, algumas indústrias como, por exemplo a REDUC, começaram a instalar-se nessas cidades, alterando assim, em sua maior parte, a cobertura natural que se fazia presente. Desta forma, o objetivo do trabalho é analisar as mudanças frente à ocupação e cobertura da terra que vem ocorrendo em Nova Iguaçu e Duque de Caxias, entre os anos de 1985 a 2015, visando identificar os padrões espaciais e analisar as dinâmicas de uso urbano e retração florestal no intervalo de tempo aproximado de 40 anos.

Palavras-chave: Baixada Fluminense, GEOBIA, Dinamica de Uso da Terra.

DYNAMIC OF LAND USE/COVER CHANGE IN NOVA IGUAÇU AND DUQUE DE CAXIAS/RJ

Abstract: The landscape takes shape at all times, since it is a result of the relationship between the natural elements and human activities. The Baixada Fluminense occupation history in the state of Rio de Janeiro, is characterized by two distinct phases. The first got their start in Brazil's colonial period until the end of the 40s, assuming an agricultural character. The subsequent decades to the present, characterized by an urban and urban-industrial features functions. Over the years, due to the fast and intense process of economic development, some industries such as the REDUC, began to settle in these cities, thereby altering, the natural coverage. Thus, this work aims to analyze the occupation and land cover changes that have occurred in Nova Iguaçu and Duque de Caxias, between 1985 and 2015 in order to identify the spatial patterns and analyze the dynamics of urban use and forest decline in the interval of 40 years.

Keywords: Baixada Fluminense, GEOBIA, Dynamic of Land Use/Cover.

* Discente do curso de Geografia, UFRRJ/IM/DES - ju.cattae@gmail.com

** Doutorando em Geografia, Instituto de Geociências - UFRJ

*** Professora Adjunta do curso de Geografia, UFRRJ/IM/DES

DINÂMICA DE USO Y OCUPACIÓN DEL SUELO EN LOS MUNICIPIOS DE NOVA IGUAÇU Y DUQUE DE CAXIAS / RJ.

Resumen: El paisaje toma forma en todo momento, ya que es un resultado de la relación entre los elementos naturales y las actividades humanas. La historia del ocupación en el Baixada Fluminense, estado de Río de Janeiro, se caracteriza por dos fases distintas. La primera tiene su comienzo en la época colonial de Brasil hasta el final de los años 40, asumiendo un carácter agrícola. Las décadas posteriores a la actual, se caracteriza por las características y funciones urbanas y urbano-industriales. A través de los años, debido al proceso rápido e intenso de desarrollo económico, algunas industrias, como la REDUC, comenzaron a establecerse en estas ciudades, cambiando así, en su mayor parte, la cubierta natural que estaba presente. Por lo tanto, el objetivo es analizar los cambios que enfrenta la ocupación de la tierra que se han producido en Nova Iguaçu y Duque de Caxias, entre los años 1985 hasta 2015 con el fin de identificar los patrones espaciales y analizar la dinámica de uso urbano y deforestación en el intervalo aproximado de 40 años.

Palabras clave: Baixada Fluminense, GEOBIA, Dinámica de Uso del Suelo.

Introdução

A paisagem se reconfigura a todo o momento, uma vez que é resultado da relação existente entre os elementos naturais e as ações antrópicas. A Baixada Fluminense, mais especificamente os municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias (figura 1), foco da análise do presente estudo, não são excluídos a esse processo de alteração.

A dinâmica de uso e ocupação desses municípios, considerados núcleos da Baixada Fluminense, se deu de maneira desordenada, e atualmente configura-se com funções e feições urbano industriais, o que gera uma série de consequências em termos ambientais e de qualidade de vida em função da falta de planejamento. Neste aspecto, salienta-se que a socialização, localização e distribuição espacial dos custos ambientais advindos das atividades industriais especificamente, são estrategicamente definidos pela economia mundial (QUEIROZ e PLÁCIDO, 2013). Essas indústrias são implantadas em locais onde a população é pouco esclarecida em relação a esses custos ambientais, onde geralmente o fator de maior atração é o discurso desenvolvimentista de melhoria na qualidade de vida, em decorrência da geração de emprego e renda. Além do mais, são municípios que contam com uma localização privilegiada, uma vez que estão próximos a importantes eixos viários (Rodovia Presidente Dutra - BR 116 e Rodovia

Julia Fernandes Cattae, Phillipe Valente Cardoso e Monika Richter,
Dinâmica de uso e ocupação da terra nos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias

Washington Luiz - BR 040), infraestrutura básica e incentivos fiscais ofertados pelo poder público local e regional.

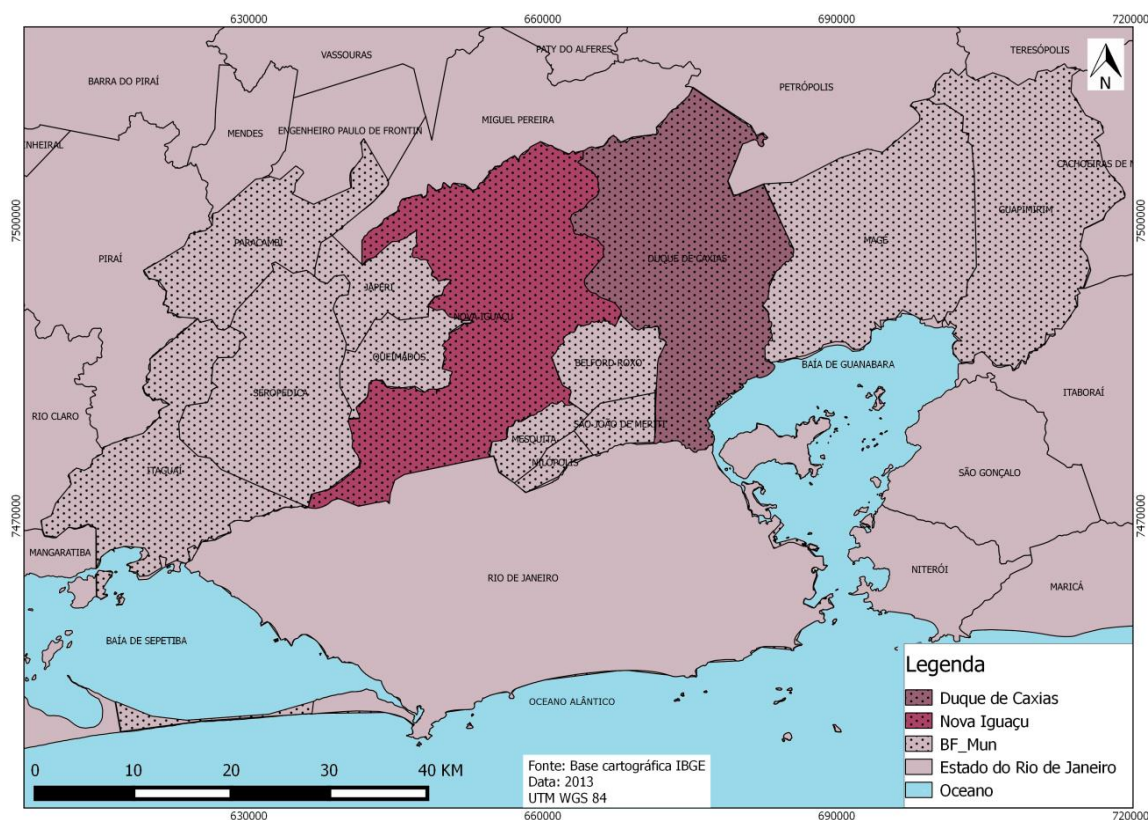


Figura 1. Mapa de localização da área de estudo.

O histórico de ocupação da Baixada, caracteriza-se por duas fases distintas. A primeira que tem seu início na colonização portuguesa no Brasil e vai até o final da década de 40, assumindo um caráter agrícola. Das décadas subsequentes até o presente, caracteriza-se por feições e funções urbanas e urbano-industriais.

No primeiro momento, a região era ocupada por fazendas de engenho onde, além da produção açucareira contavam também com a criação de gado e a plantação de alguns gêneros alimentícios. A cobertura vegetal era removida para as construções e para a produção de combustível vegetal.

A partir da década de 50, esse recorte é caracterizado pelo processo de industrialização dessa área. Sua fase inicial conta com a instalação de usinas açucareiras e também a trilha férrea. Indústrias de produção de artigos com larga escala de consumo como, por exemplo, bebidas e tecidos, também se fizeram presente, juntamente com indústrias de matérias-primas locais (GEICER e SANTOS,

Julia Fernandes Cattae, Phillipe Valente Cardoso e Monika Richter, *Dinâmica de uso e ocupação da terra nos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias*

1954). Os autores destacam que o desenvolvimento local da industrialização não foi acompanhado pela agricultura, mesmo novas terras sendo ocupadas e as áreas de lavouras sendo rejuvenescidas; mesmo com o surgimento de novos produtos como as frutas, a agricultura nunca mais alcançou o antigo prestígio na Baixada Fluminense, principalmente na zona da Guanabara.

Atualmente, para sua caracterização pode-se levar em conta alguns elementos abordados por Oliveira e Rocha (2013), como: a lógica urbana na condição de periferia; a “ausência” de infraestrutura e de equipamentos urbanos em boa parte dos municípios; marca de região empobrecida, percebida pelo forte movimento pendular de seus habitantes; e prática de reprodução do poder através da violência. A Baixada Fluminense é reconhecida como uma localidade da “representação hegemônica de pobreza urbana, miséria, violência social, é comumente personificada e reificada em discursos políticos cuja menção permite um (re)arranjo de poder.”(OLIVEIRA & ROCHA, 2013:6). Existem assim dois lados presentes nessa região: por um lado é categorizada pela violência, pobreza, falta de saneamento básico etc; e por outro lado é uma localidade atrativa para os empreendimentos industriais.

Com o passar dos anos e em função do acelerado processo de desenvolvimento econômico, indústrias como, por exemplo, a Refinaria Duque de Caxias (REDUC) em Duque de Caxias, se instalaram alterando assim, em sua maior parte, a cobertura natural que ali se fazia presente, bem como a configuração espacial desta região.

Em função deste quadro é relevante desenvolver estudos que relacionem a ocupação e a cobertura da terra e a análise de seus diferentes usos buscando compreender os tipos de mudanças que ocorreram na paisagem local. Jassen (2002) afirma que essas mudanças podem ocorrer de duas formas: a primeira se dá através da alteração direta de uma categoria de uso para outra, como por exemplo, uma área florestada com o passar dos anos tornar-se uma área urbana. Já a segunda ocorre dentro de uma mesma categoria de uso, por exemplo, uma área agrícola passa de uma condição de preparo para o plantio, para uma de condição de colheita.

Sabe-se que a instalação de grandes empreendimentos e o processo de urbanização impulsionam uma série de transformações socioespaciais que trazem consigo impactos e também conflitos ambientais. As altas taxas de crescimento urbano somadas a histórica ausência de planejamento de infraestrutura refletem na qualidade de vida da

Julia Fernandes Cattae, Phillipe Valente Cardoso e Monika Richter,
Dinâmica de uso e ocupação da terra nos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias

população, onde a condição social da grande maioria é assinalada pela segregação e disparidade social, com políticas públicas ineficientes que tendem a calejar cada vez mais as situações de vulnerabilidade.

Conforme aponta Nunes (2009) as contradições socioeconômicas presentes na Baixada, são frutos dos arranjos políticos e materializam-se no substrato físico. Além disso, os novos usos do território, que se baseiam em práticas alheias às características do ambiente e aos padrões culturais da sociedade, passam a atuar como elementos desarticuladores do espaço, introduzindo os riscos ambientais, podendo levar às catástrofes, a exemplo da inundação ocorrida em Xerém no ano de 2013, distrito do município de Duque de Caxias.

Desta forma, o objetivo do trabalho é analisar as mudanças frente à ocupação e cobertura da terra que vem ocorrendo em Nova Iguaçu e Duque de Caxias entre os anos de 1985, 1994, 2007 e 2015, visando identificar os padrões espaciais e analisar as dinâmicas de uso urbano e de retração da cobertura vegetal nativa no intervalo de tempo aproximado de 40 anos.

Metodologia

A metodologia do presente trabalho consiste na aplicação de recursos de processamento digital de imagens e de geoprocessamento, neste último caso, tendo os sistemas de informação geográfica (SIG) como principal ferramenta (figura 2).

Assim, busca-se identificar a partir de mapas temáticos de uso e cobertura da terra dos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias, compreendendo o intervalo temporal de 1985, 1994, 2007 e 2015, a dinâmica de transformação espacial deste recorte geográfico.

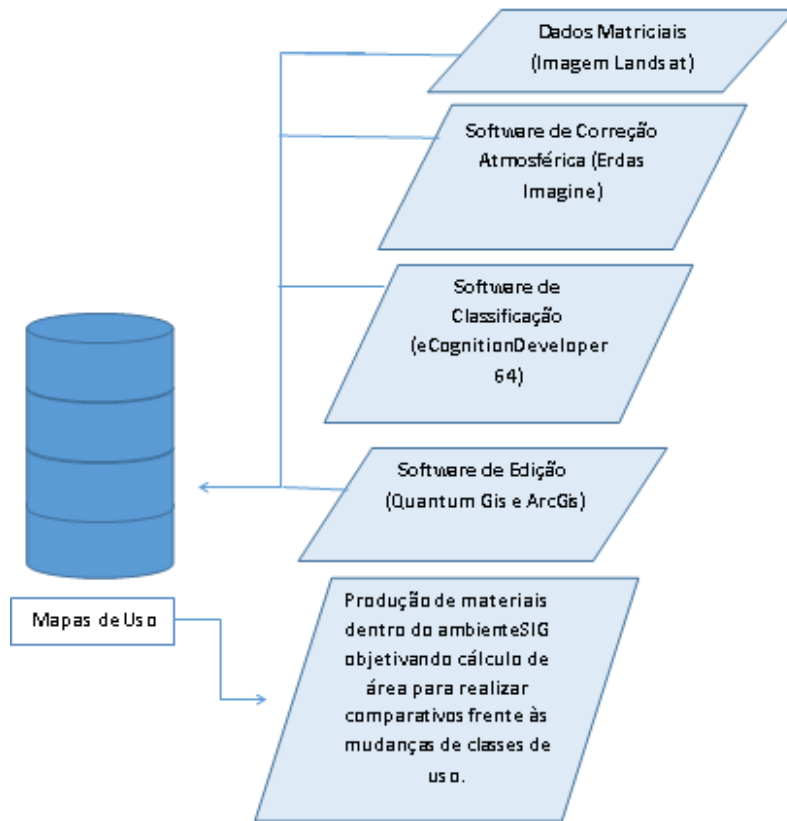


Figura 2. Metodologia

Destaca-se que o recorte temporal foi a partir do ano de 1985 em decorrência da disponibilidade de imagem de boa qualidade, sem cobertura de nuvens e com resolução espacial adequada a escala de mapeamento pretendida, ou seja, 1:100.000. Os mapeamentos de uso da terra de 1994 e de 2007 são provenientes da dissertação de mestrado de Abreu (2010), sendo que foram realizadas edições, visto que algumas incongruências foram encontradas por tratar-se de objetivos finais distintos, especialmente em relação a escala de mapeamento. Já para os anos de 1985 e 2015 novos mapeamentos foram elaborados com imagem do Landsat 5 e do Landsat 8, respectivamente, já ortorretificadas e após a devida correção atmosférica, realizada utilizando-se o software ERDAS Imagine, foram classificadas assim como os outros, através da técnica de análise orientada a objeto (GEOBIA).

A classificação orientada ao objeto consiste na reprodução de técnicas de interpretação visual através da modelagem do conhecimento para a identificação de feições, baseada na descrição de padrões identificadores, tais como, cor, textura, métrica, contexto, dentre outros. O sistema possibilita o uso convencional da técnica vizinho mais próximo a partir da assinatura espectral de alvos (definida por amostras

que são coletadas durante o processo de modelagem) e permite que modelos booleanos e/ou fuzzy possam ser livremente traçados em um ambiente interativo (Cruz et al, 2007).

O processo inicialmente é feito a partir da delimitação dos objetos através da segmentação, sendo que o Definiens Developer, software utilizado para o processo de classificação, permite que o projeto seja trabalhado com diversos níveis de segmentação. Em seguida a etapa de modelagem dos dados processa-se a classificação automatizada.

Após a classificação, os dados foram inseridos em ambiente SIG, objetivando-se a edição do produto gerado e em seguida o cálculo de área das unidades de mapeamento para cada ano sob análise, permitindo a comparação quantitativa entre as datas sob análise.

Salienta-se que as decisões que são tomadas no processo de interpretação visual de uma imagem Landsat não é uma tarefa simples. Os mais diversos elementos devem ser comparados e avaliados e esta realidade divide a comunidade quanto às vantagens da adoção de técnicas automatizadas, a ponto de muitos estudos estarem atrelados somente a interpretações visuais, mesmo que seja cada vez mais comum o uso de segmentações antes da classificação em si (Cruz et al, 2009).

Resultados

Marcada por índices negativos de desenvolvimento econômico e social, e por uma imagem atrelada a violência, a Baixada Fluminense configura-se atualmente como eixo de alargamento produtivo-industrial e área de expansão urbana, com novos empreendimentos imobiliários e valorização do solo (OLIVEIRA e ROCHA, 2013).

Sendo assim, estudos que indicam como as modificações estão ocorrendo e a localização dessas mudanças espaço temporais são fundamentais para se compreender a dinâmica de crescimento urbano-industrial e as alterações ambientais em termos de retração florestal e conflitos de uso como a ocupação de áreas de preservação permanente e as demais áreas em condição de risco, como encostas ou que estão sujeitas a alagamentos.

Conforme já apontado na metodologia, para obtermos o mapeamento final de uso, ocupação e cobertura da terra é de extrema importância o processo de modelagem, que precede ao de classificação, onde é necessário que se escolha alguns parâmetros para modelar suas curvas espectrais de acordo com a classe que se deseja mapear.

No presente trabalho, por exemplo, para modelar as classes de água e verde, foi usado o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) e o brilho por serem descritores que separavam bem ambas as classes. Posteriormente, a classe verde dividiu-se entre floresta e mangue. Para o urbano, usou-se a máxima diferença de todas as bandas, bem como o desvio padrão que variou de acordo com a classificação de 1985 (Landsat 5) e a de 2015 (Landsat 8) por serem imagens com resoluções espectrais e radiométricas diferentes. Também utilizou-se o NDBI (Normalized Difference Built-up Index) para a modelagem do urbano, buscando minimizar as possíveis confusões com a classe solo exposto. Quanto ao agropasto, que reúne as classes agricultura e pastagem, utilizou-se o desvio padrão da banda 2 para a classificação de 1985 e da banda 3 para o ano de 2015.

Ao analisarmos a evolução dos usos por município isoladamente, nota-se um dado preocupante em Nova Iguaçu (figura 3 e gráfico 1) relacionado a classe que corresponde a área verde do município, ou seja, a floresta que em 1985 (figura 3a) ocupava 249,78 km² do território, no ano de 1994 (figura 3b) retraiu para 247,39 km², ou seja, mais de 2 km² de perda de área verde nativa. Entre os anos de 1994 e 2007 (figura 3, b e c), há um acréscimo aproximado de 1,5km², provavelmente em decorrência da criação da REBIO Tinguá (1989) e o abandono de áreas de pastagem, muitas localizadas em Unidades de Conservação (UC) Municipais da categoria Área de Proteção Ambiental, criadas no ano de 2001, permitindo o processo de regeneração natural da floresta Atlântica. No entanto, mesmo após a criação dessas UCs, e o fato de 67% do município de Nova Iguaçu ser abrangido por estas áreas protegidas, recebendo ICMS ecológico por conta desta condição, entre os anos de 2007 e 2015 (gráfico 1 e figura 3, c e d) tem-se novamente um decréscimo na cobertura florestal de 1,2km² (1.200.000m²).

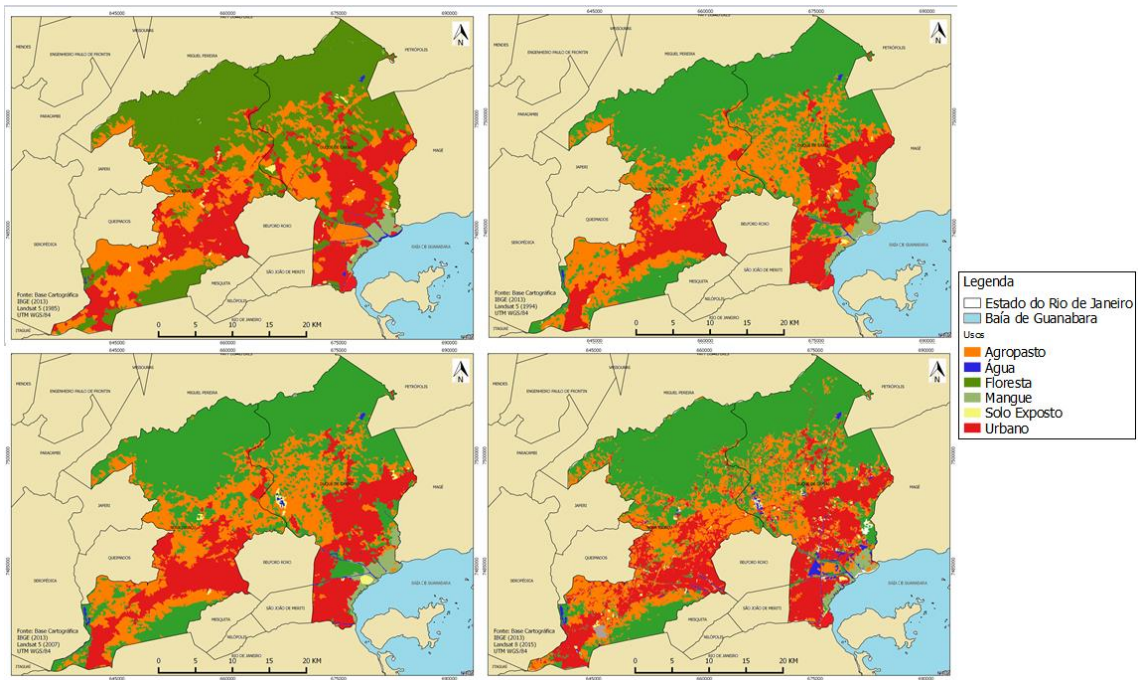


Figura 3. Mapas de uso e ocupação dos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias entre os anos de no ano de 1985 (a), 1994 (b), 2007 (c) e 2015 (d).

Se por um lado a área verde diminuiu neste intervalo de tempo, por outra as áreas urbanas aumentaram significativamente. Em números gerais, no ano de 1985 o município contava com 55,69 km², enquanto no ano de 2015 esse número superou o dobro, sendo equivalente a 116,87 km², destacando-se que muitas passaram por intenso adensamento com verticalização das construções na região central do município.

Vale ressaltar também o acréscimo quanto à classe solo exposto, principalmente no entorno do Arco Metropolitano no ano de 2007 que corta não somente Nova Iguaçu, bem como Duque de Caxias. Esse aumento se dá pelo preparo de áreas para a instalação de empreendimentos bem como pelas saibreiras instaladas no sentido de atender a implantação da própria rodovia.

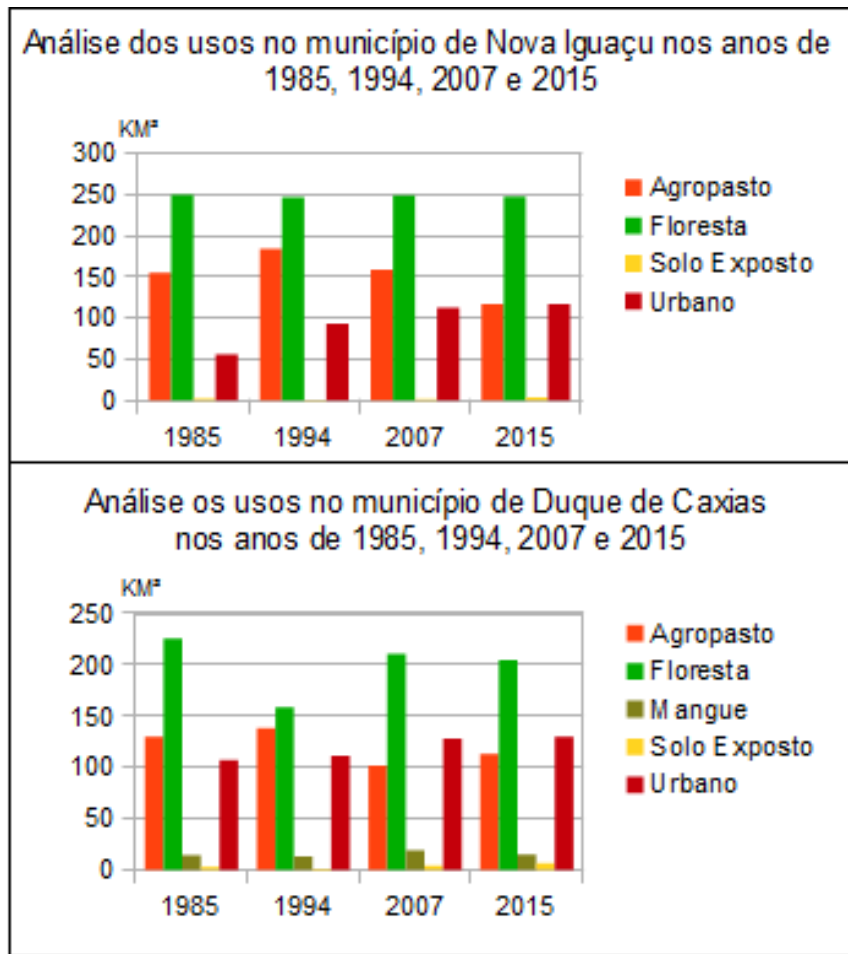


Gráfico 1. Quantitativos de usos e ocupação dos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias nos anos de 1985, 1994, 2007 e 2015.

Em relação a Duque de Caxias (gráfico 1), tem-se a mesma dinâmica em termos de retração florestal e incremento urbano que Nova Iguaçu. Com o passar dos anos as áreas florestadas diminuíram, e em contrapartida a classe urbana, em especial no centro-sul do município, e as classes solo exposto e areais, principalmente no entorno do Arco Metropolitano, aumentaram. Destaca-se também que neste município encontram-se extensas áreas do ecossistema mangue, que ao longo dos anos apresentaram grande variação em termos de incremento e retração. A dinâmica do mangue ocorreu de forma semelhante a da floresta: em 1985 compreendia uma área total de 14,43 km², retraiu em 1994 para 12,86 km²; em 2007 a área aumenta para 19,03 km², entretanto em 2015 volta a retrair apresentando um total de 14,45 km². Cabe chamar a atenção para o fato deste ecossistema ser protegido por lei

configurando-se como área de preservação permanente sem previsão legal para intervenções antrópicas.

Em termos gerais, nota-se que no ano de 1985 as ações antrópicas urbanas já apresentavam sinais de modificação da configuração urbana-espacial desses municípios, porém ainda restrita aos principais eixos viários (Rodovia Presidente Dutra, Washington Luiz e Ferrovia que liga a Central do Brasil a Região Metropolitana). Nos anos seguintes os resultados apresentados confirmam que os municípios sob análise desenvolveram-se de maneira intensa, gerando consequências ambientais, tais como redução na cobertura florestal e redução das áreas de mangue, importante ecossistema da Baía da Guanabara.

Além desses, outros problemas ambientais são causados em função dessa ocupação desordenada, tais como a impermeabilização do solo, deslizamentos de encostas, enchentes, dentre outros. Além do mais, a redução de áreas verdes contribui diretamente para a formação de ilhas de calor, fenômeno que costuma ocorrer nos grandes centros urbanos onde suas temperaturas médias são mais elevadas do que nas áreas rurais, justamente pela remoção da cobertura vegetal que tende a amenizar as temperaturas, comparadas às áreas com concentração de asfalto e concreto.

Conclusão

Com base nos objetivos do trabalho conclui-se que a dinâmica desses municípios ao longo dos anos tem passado pelo mesmo processo de transição que os demais centros urbanos brasileiros, onde há a remoção da cobertura vegetal existente para assim ceder lugar para o desenvolvimento urbano, sem que haja adequado planejamento territorial e ambiental.

De acordo com PORTO-GONÇALVES (2011), o homem tem a habilidade de viver nos mais diferentes ecossistemas, não só se adaptando a eles, mas, também, sobretudo a partir da revolução neolítica, moldando-os a ele, em virtude de suas necessidades histórico-culturalmente desenvolvidas, sem contudo levar em conta os problemas e custos ambientais associados.

Acontece que as consequências não ficam a cargo somente do ambiente, a população também é impactada diretamente, afinal conta com a falta de planejamento histórico,

Julia Fernandes Cattae, Phillipe Valente Cardoso e Monika Richter,
Dinâmica de uso e ocupação da terra nos municípios de Nova Iguaçu e Duque de Caxias

elevado crescimento demográfico e o grande investimento em obras neste espaço. Torna-se assim, fundamental que se faça uma análise crítica frente aos usos destes municípios, buscando identificar as áreas inapropriadas para a ocupação, de modo a conciliar desenvolvimento com sustentabilidade. Além disso, analisar e monitorar a condição da cobertura vegetal das Unidades de Conservação e áreas de preservação permanente neles inseridas, a fim de reverter o ônus da grande mancha urbana já formada e que tende a crescer ainda mais com a implantação do Arco Metropolitano e frente à nova configuração do eixo industrial-produtivo que ali se formou.

Referências bibliográficas

- ABREU, M. B. *Análise Espaço temporal da Cobertura e Uso da Terra no Estado do Rio de Janeiro de 1994 a 2007*. Dissertação de Mestrado. Orientadora Carla Bernadete Cruz, PPGG/UFRRJ, 2010.
- CRUZ, C. B. M., Rosário, L. S., Abreu, M. B., Almeida, P. M. M., Vincens, R. S., Cronemberg, F. M.. Classificação Orientada a Objetos na Geração do Mapa de Uso e Cobertura da Terra do estado do Rio de Janeiro. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Natal, Brasil, INPE, 2009.
- GEICER, P. P., SANTOS, R. L. Notas sobre a Evolução da Ocupação Humana na Baixada Fluminense. *Revista Brasileira de Geografia*, p.291-315, Jul-Set 1954.
- JANSEN, L.J.M.; GREGORIO, A. Di. Parametric land cover and land use classifications as tools for environmental change detection. *Agriculture Ecosystems e Environment*. v. 91, p.89–100, 2002.
- NUNES, L. H. Mudanças climáticas, extremos atmosféricos e padrões de risco a desastres hidrometeorológicos In: HOGAN, D. J. & MARANDOLA JR, E. (org.) *Populações e mudanças climáticas: dimensões humanas das mudanças ambientais globais*, 2009. p.: 29-52 – CAMPINAS: NEPO/Unicamp; Brasília: UNFPA.
- OLIVEIRA, L. D., ROCHA, A. S. Desenvolvimento, Reestruturação Produtiva e Economia Espacial: o processo de reordenamento territorial no oeste metropolitano Fluminense. *XIII Simpósio Nacional de Geografia Urbana*. 2013. UERJ/RJ 16p.
- PORTO-GONÇALVES, C. W. *Os (Des)caminhos do Meio Ambiente*. 15ª. ed. São Paulo: Contexto, 2011. v. 1.
- QUEIROZ, E. D. ; GAMARSKI, E. A. B. Transformações na Agricultura em Nova Iguaçu (RJ). In: V Simpósio Nacional de Geografia Agrária, 2009, Niterói. *Anais do V Simpósio Nacional de Geografia Agrária*, 2009.

SILVA, G. F., ALMEIDA, P. M. M., CARDOSO, P. V., ROSÁRIO, L. S., CRUZ, C.B.M..O uso da classificação baseada em objeto no estudo das mudanças nos manguezais da região metropolitana do Rio de Janeiro dos anos 1994/2007 – Brasil. *Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Foz do Iguaçu, Brasil, 2013.

SOARES, F. S.; ALMEIDA, R. K.; RUBIM, I. B.; BARROS, R. S.; CRUZ, C. B. M.; MELLO, G. V.; BAPTISTA NETO, J. A. Análise comparativa da correção atmosférica de imagem do Landsat 8: o uso do 6S e do ATCOR2. In: *XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*. 2015

Trabalho enviado em outubro de 2015.

Trabalho aceito em dezembro de 2015.

ANÁLISE DA EXPANSÃO URBANA NA CIDADE DO RIO DE JANEIRO - ÁREA DE PLANEJAMENTO 4: ENSAIOS PRELIMINARES PARA A DETECÇÃO DE MUDANÇAS HÍBRIDA

Marcus Vinícius Alves de Carvalho *

Gabriella Ferreira da Silva **

Carla B. Madureira Cruz **

Raúl Sánchez Vicens *

Resumo: As informações provenientes dos dados de sensoriamento remoto são relevantes fontes de informações para os planejadores e gestores do espaço urbano porque auxiliam no monitoramento, visualização e compreensão das cidades. O objetivo do presente trabalho é avaliar as diferentes técnicas de detecção de mudança (pixel-a-pixel) integradas à Análise de Imagem Baseada em Objetos Geográficos (detecção de mudanças híbrida) e Mineração de Dados, a fim de analisar a expansão urbana na Área de Planejamento 4 (AP4) no Rio de Janeiro. Adotou-se imagens TM/Landsat-5 de 2000 e OLI/Landsat-8 de 2013. As técnicas de detecção de mudanças avaliadas foram: Image Difference, Principal Component Analysis (PCA), Minimum Noise Fraction Transform (MNF) e Independent Component Analysis (ICA). PCA e Image Difference alcançaram os melhores resultados, com Índice Kappa: 0,79 e 0,75, respectivamente.

Palavras-chave: Expansão urbana, Detecção de alterações híbrida, Sensoriamento remoto, GEOBIA, Mineração de dados.

ANALYSIS OF URBAN SPRAWL IN RIO DE JANEIRO CITY - PLANNING AREA 4: PRELIMINARY TESTS FOR THE HYBRID CHANGE DETECTION

Abstract: The information from remote sensing data are relevant sources of information for planners and managers of urban space because its helps monitoring, visualization and understanding of cities. The objective of this study is to evaluate the different change

* UFF - Universidade Federal Fluminense / LAGEF - Laboratório de Geografia Física / IGEO - Instituto de Geociências - Av. General Milton Tavares de Souza, s/nº - Campus da Praia Vermelha - Gragoatá - Niterói, RJ - Brasil - CEP: 24.210-346 (marcus.br@gmail.com, rsvicens@gmail.com).

** UFRJ - Universidade Federal do Rio de Janeiro / Laboratório ESPAÇO - Sensoriamento Remoto e Estudos Ambientais / IGEO - Instituto de Geociências / CCMN - Centro de Ciências Matemáticas e da Natureza - Avenida Athos da Silveira Ramos, 274 - Ilha do Fundão - Rio de Janeiro, RJ - Brasil - CEP: 21941-972 (gabriella.geoufrj@gmail.com, carlamad@gmail.com)

detection techniques (pixel by pixel) integrated into the Geographic Object Image Analysis Based (hybrid change detection) and data mining in order to analyze the urban expansion in the Area Planning 4 (AP4) in Rio de Janeiro. We adopted TM / Landsat-5 images acquired on 2000 and OLI / Landsat-8 on 2013. The evaluated change detection techniques were: Image Difference, Principal Component Analysis (PCA), Minimum Noise Fraction (MNF) and Independent Component Analysis (ICA). PCA and Image Difference achieved the best results with Kappa Index: 0.79 and 0.75, respectively.

Keywords: Urban sprawl, Hybrid change detection, Remote sensing, GEOBIA, Data mining.

ANÁLISIS DE LA EXPANSIÓN URBANA EN LA CIUDAD DE RÍO DE JANEIRO - ÁREA DE PLANIFICACIÓN 4: ANÁLISIS PRELIMINARES PARA LA DETECCIÓN DE CAMBIOS HÍBRIDA

Resumen: La información proveniente de imágenes obtenidas por teledetección son fuentes de información relevantes para los planificadores y gestores del espacio urbano, ya que ayudan en el control, visualización y comprensión de las ciudades. El objetivo de este estudio es evaluar las diferentes técnicas de detección de cambios (píxel por píxel) integrados con Análisis de Imágenes Basada en Objetos Geográficos (detección de cambios híbrida) y Minería de datos. Con el fin de analizar la expansión urbana en el Área de Planificación 4 (AP4) en Río de Janeiro. Fueron adoptadas imágenes TM/Landsat-5 de 2000 y OLI/Landsat-8 de 2013. Las técnicas de detección de cambios evaluados fueron: Image Difference, Principal Component Analysis (PCA), Minimum Noise Fraction Transform (MNF) y Independent Component Analysis (ICA). PCA y Image Difference lograron los mejores resultados, con índice Kappa: 0,79 y 0,75, respectivamente.

Palabras clave: Expansión urbana, Detección de cambios híbrida, Teledetección, GEOBIA, Minería de datos.

Introdução

O avanço da urbanização em nosso país tem provocado sérios impactos no modo de vida da população. O contínuo aumento da impermeabilização do solo, densidade demográfica e construções em locais impróprios, dentre outros, são sempre acompanhados de graves problemas sociais e econômicos, além de impactos negativos na infraestrutura urbana e no meio ambiente (ARAÚJO, 2006). Assim, cada vez mais é necessária a constante aquisição de informações atualizadas sobre os

Marcus V. A. de Carvalho, Gabriella F. da Silva, Carla B. M. Cruz e Raúl S. Vicens,
*Análise da expansão urbana na cidade do Rio de Janeiro – Área de Planejamento 4:
Ensaio preliminar para a detecção de mudanças híbrida*

ambientes urbanos. Desta forma, devido ao seu caráter sinótico, multitemporal, multiespectral e de menor custo (em comparação aos levantamentos aerofotogramétricos), os produtos de sensoriamento remoto orbital têm se mostrado de relevante utilidade e eficiência neste tipo de análise, alcançando resultados bastante satisfatórios.

Por meio da análise de dados de Sensoriamento Remoto de épocas distintas é possível realizar a detecção de mudanças na cobertura e uso do solo. Esta análise permite inferir sobre a dinâmica das transformações em vários outros aspectos, como intensidade, tipo de mudança e as taxas de mudança detectadas em uma região durante um determinado período. Essas mudanças ocorridas na cobertura do solo ao longo do tempo, dependendo do tipo, origem e intensidade podem gerar impactos socioeconômicos consideráveis.

Assim, o presente trabalho tem por objetivo avaliar quatro diferentes técnicas de detecção de mudanças (pixel-a-pixel) - Image Difference, PCA: Principal Components Analysis, MNF: Minimum Noise Fraction e ICA: Independent Component Analysis – integradas à Análise de Imagem Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA) e Mineração de Dados em imagens TM/Landsat 5 (2000) e OLI/Landsat 8 (2013) a fim de analisar o fenômeno da expansão urbana na Área de Planejamento 4 (AP4) do município do Rio de Janeiro. A junção da análise pixel-a-pixel e por objetos caracteriza a chamada detecção de mudanças híbrida (JYANIA et al., 2008).

Área de estudo

A área de estudo corresponde à Área de Planejamento 4 (AP4), no município do Rio de Janeiro (Figura 1). Ela compreende as regiões administrativas da Barra da Tijuca, Cidade de Deus e Jacarepaguá. A AP4 teve um crescimento de 72,78% entre os censos de 1991 e 2010, com uma população residente estimada em 909.368 habitantes (IBGE, 2010).

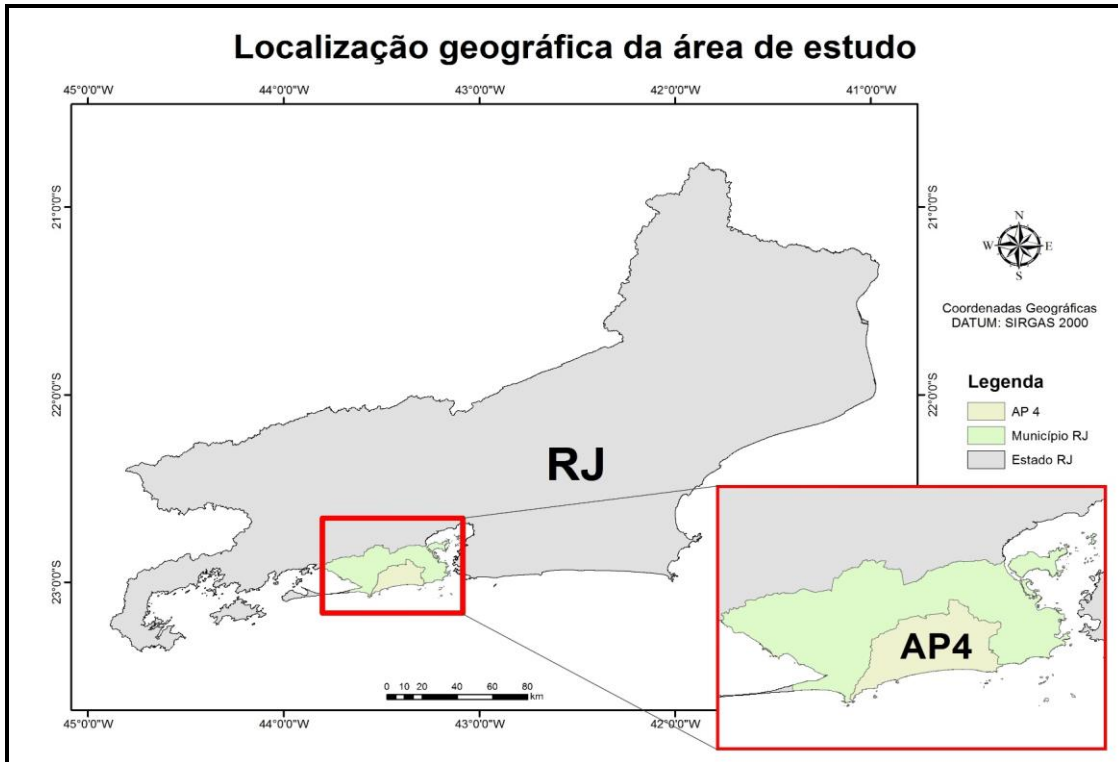


Figura 1. Localização da área de estudo.

Merece destaque o fato de que nesta região estão sendo construídos os corredores expressos de transporte (BRT Transcarioca, Transoeste e Transolímpica) e a maior parte do aparato para receber as Olimpíadas de 2016 (estádios, hotéis, entre outros). Assim, tais informações corroboram para a escolha da mesma para o estudo da expansão urbana.

Metodologia

As etapas metodológicas aplicadas neste trabalho são representadas na Figura 2.

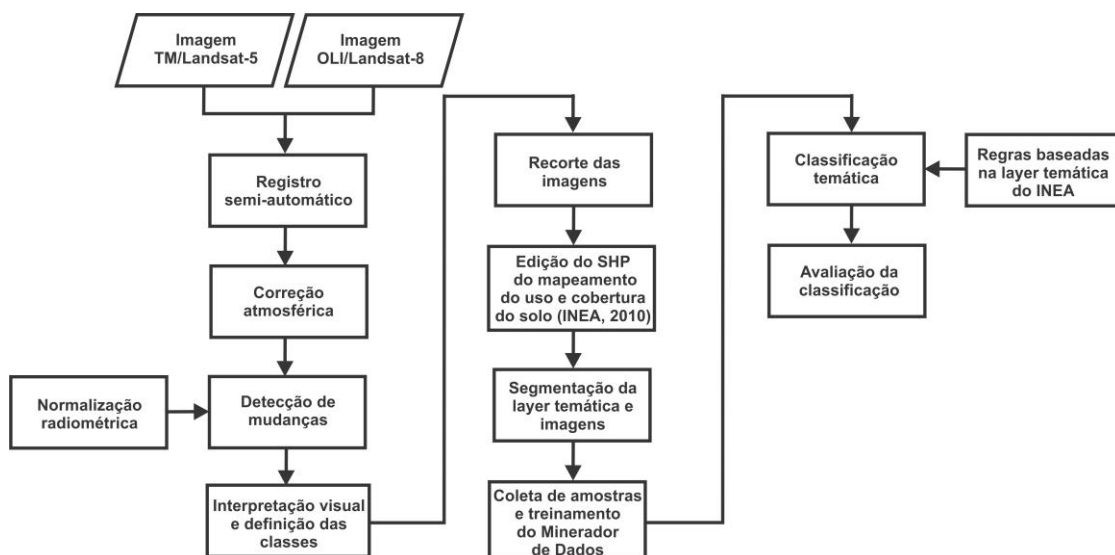


Figura 2. Fluxograma representando as etapas desenvolvidas durante a pesquisa.

A aquisição de todas as imagens orbitais foi realizada através do Centro de Dados de Sensoriamento Remoto (CDSR) da Divisão de Geração de Imagens (DGI) do INPE (<http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>). Foram adquiridas 2 imagens da série Landsat. São elas, a saber (tabela 1):

Tabela 1. Algumas características das imagens adotadas neste estudo

| Imagem | Sensor/Satélite | Aquisição | Res. Radiométrica | Res. Espacial |
|--------------------------------------|-----------------|-----------|-------------------|---------------|
| LANDSAT_5_TM_20000 814_217_076_L2 | TM/Landsat-5 | 14/8/2000 | 8 bits | 30 m |
| LC82170762013214LGN 00 | OLI/Landsat-8 | 02/8/2013 | 12 bits | 30 m |

Neste estudo adotou-se especificamente estas imagens da série Landsat devido as mesmas serem gratuitas e ainda pela quase total ausência de nuvens. Isto é um fator considerável quando se trabalha com imagens ópticas devido à cobertura de nuvens possivelmente ocultar os objetos de interesse.

A etapa posterior consistiu na correção atmosférica das imagens pelo algoritmo ATCOR (Atmospheric and Topographic Correction for Satellite Imagery), pois ele baseia-se em um modelo de transferência radiativa do tipo MODTRAN (Moderate

Resolution Atmospheric Transmission). De acordo com Ponzoni e Shimabukuro (2007), os procedimentos aplicados às imagens com o intuito de reduzir o efeito da atmosfera acarretam alterações nos atributos espectrais e radiométricos de diferentes objetos que estão na superfície terrestre, o que por sua vez, pode interferir em processos de classificação.

A etapa seguinte consistiu na correção geométrica das imagens. Adotou-se para esta tarefa o software gratuito Regeemy 0.2.43 (Image Registration and Mosaicking); que consiste em um sistema semi-automático de registro e mosaico de imagens de sensoriamento remoto desenvolvido pela Divisão de Processamento de Imagens do INPE e UCLA VisonLab do Departamento de Engenharia Elétrica e Computação da Universidade da Califórnia. Segundo Fedorov (2002), este software demonstra potencial para registro de imagens multitemporais e multisensores e é projetado para aceitar diferentes tipos de dados e agregar conhecimentos do usuário para acelerar o processo e evitar erros, pois o usuário pode ainda parar ou continuar modificando os parâmetros do processo. O Regeemy encontra-se disponível para download gratuito em: <http://wiki.dpi.inpe.br/doku.php?id=wiki:regeemy>. Como as imagens OLI/Landsat-8 já se encontram ortorretificadas (Level 1T), tanto as imagens disponíveis no Catálogo da DGI/INPE quanto nos portais do Serviço Geológico Americano (USGS), ela serviu de base para a correção geométrica (sabe-se que as imagens TM/Landsat-5 também encontram-se ortorretificadas no site do USGS, no entanto, optou-se por avaliar o Regeemy).

O ENVI através da ferramenta Image Change Workflow no módulo Change Detection, apresenta dois modos para realizar a detecção de mudanças. São eles, a saber:

- Image Difference: executa a diferença entre imagens (bitemporal), com ou sem opção de limiar de mudança (opcional ao usuário), e sem a realização de transformação da imagem.
- Image Transform: executa uma transformação, também bitemporal (métodos disponíveis: PCA, MNF, e ICA), e cria uma imagem de diferença, sem as opções de mudança de limiar.

Vale mencionar que a ferramenta “Image Change Workflow” permite que o usuário refine a precisão do posicionamento entre as imagens para que não sejam gerados “falsos artefatos” na detecção de mudanças.

A importância de tal ferramenta se deve ao fato de que sensores remotos são muito utilizados no monitoramento de mudanças na superfície terrestre, fornecendo informações consistentes e medições repetidas em escala apropriada para muitos processos que incluem agentes naturais, antrópicos e mudanças climáticas (KENNEDY et al., 2007).

Como o objetivo deste trabalho é avaliar métodos de detecção de mudanças para a análise da expansão urbana na AP4, e pelos métodos selecionados realizarem tal tarefa banda por banda ou índice por índice (análise pixel-a-pixel), optou-se por aplicar os experimentos de detecção de mudanças apenas na banda 3 do TM/Landsat-5 e banda 4 do OLI/Landsat-8, devido DGI/INPE (2015) ressaltar que, a banda do vermelho (0,63 - 0,69 μm) é a mais utilizada para delimitar a mancha urbana, incluindo identificação de novos loteamentos.

A etapa seguinte consistiu na segmentação das imagens provenientes dos métodos de detecção de mudança já citados anteriormente. Para tal foi utilizado o Multiresolution Segmentation. Segundo Trimble (2014), este algoritmo minimiza a heterogeneidade média dos objetos da imagem para uma determinada resolução de objetos. Ele pode ser executado em um nível de objetos existente (imagem segmentada) ou diretamente no pixel para criar objetos em um novo nível.

A etapa que segue consistiu na interpretação visual e seleção de amostras para treinar o algoritmo de Mineração de Dados. Neste trabalho foi utilizado o CART (Classification And Regression Tree), implementado no software eCognition Developer, que faz uso da técnica de indução por árvore de decisão (conhecimento simbólico). Para a obtenção do modelo de classificação pelo CART é exigida uma etapa de treinamento (Train) onde é feita a coleta das amostras dos objetos da imagem, etapa de classificação onde ocorre a mineração de dados (descoberta de padrões nos dados) propriamente dita e a aplicação do modelo gerado para gerar a classificação temática (Apply). A apresentação e exportação da árvore de decisão que foi aplicada no passo anterior consiste na última parte (Query).

Para as avaliações das classificações foi gerado um conjunto de 150 amostras, geradas aleatoriamente no Hawth's Analysis Tools para ArcGIS para o cálculo do índice Kappa (CONGALTON & GREEN, 1999). As amostras e os objetos das classificações foram exportadas do formato SHP para KML (Keyhole Markup Language) para serem comparados diretamente com as imagens de alta resolução espacial (verdade terrestre) do acervo histórico do Google Earth (SUTTON et al., 2006) e as ortofotos da Prefeitura da Cidade do Rio de Janeiro que estão disponíveis para download em PDF na Internet (http://portalgeo.rio.rj.gov.br/ortofotos/ortof_new.asp). Calculou-se ainda a área para cada uma das três classes que compõem o mapeamento temático.

Resultados

Através do software Regeemy 0.2.43 foram gerados 687 tie points pelo método de transformação Affine. O modelo foi resolvido com a Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE) equivalente a 0.327 pixel (o próprio Regeemy realiza esta avaliação estatística), o corresponde a menos da metade de 1 pixel. Resultado consideravelmente satisfatório.

Os métodos de detecção de mudanças aplicados foram divididos em quatro experimentos. São eles: Experimento 1 – Image Difference, Experimento 2 - PCA, Experimento 3 - MNF e Experimento 4 - ICA (Figura 3).

O limite da AP4 (formato SHP: ESRI Shapefile), disponível no site do Instituto Pereira Passos (IPP) da Prefeitura da Cidade do Rio de Janeiro (PCRJ), foi utilizado para recortar todas as imagens geradas através dos métodos de detecção de mudanças.

O primeiro nível hierárquico gerado no software eCognition corresponde ao layer temático (SHP) do mapeamento do uso e cobertura do solo do Estado do Rio de Janeiro (INEA, 2010), segmentado por meio do algoritmo Chessboard Segmentation (Tamanho de objeto: 100.000). Como o mapeamento é datado de 2010, antes da segmentação pelo Chessboard Segmentation, no ArcGIS foram realizadas algumas edições vetoriais e na tabela de atributos com o intuito de atualizá-lo, e todas as demais classes diferentes de “urbano” foram fundidas na classe “não-urbano”. Após a

camada temática ter sido segmentada, ela foi classificada a partir da informação contida na tabela do próprio SHP.

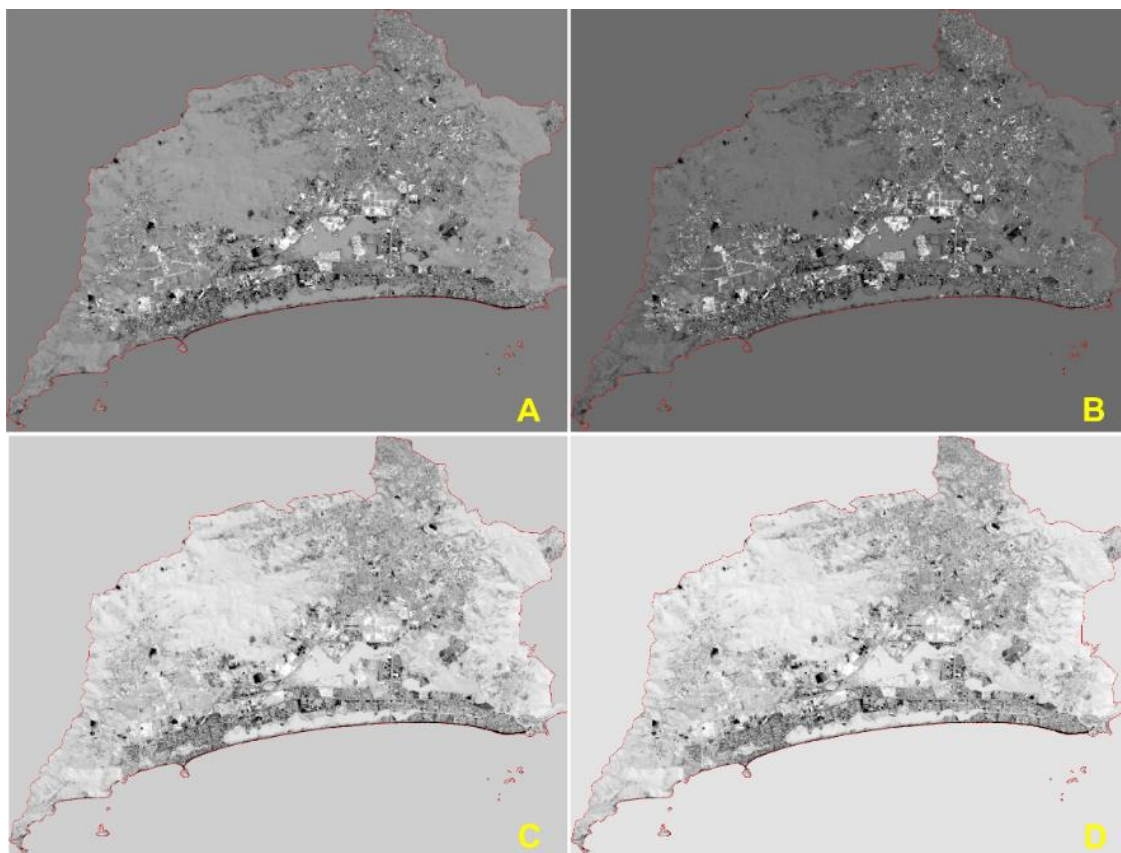


Figura 3. Imagens provenientes dos quatro experimentos (todas com contraste linear de 2%).

Os objetos em tons mais claros são os objetos onde ocorreram as mudanças. Nota-se que visualmente os experimentos que destacaram consideravelmente as mudanças foram Image Difference (A) e PCA (B). Já em MNF (C) e ICA (D) as mudanças apareceram bem menos destacadas.

Já, o segundo nível hierárquico consistiu nos objetos de “mudança” e “não-mudança” por meio das imagens resultantes dos 4 experimentos. Os parâmetros adotados para a segmentação foram os seguintes: Escala: 5 / Forma: 0,5 / Compacidade: 0,5.

Elaborou-se uma regra onde os sub-objetos “mudança” que não possuírem o super-objeto “urbano” deveriam ser classificados como “outros”. Assim, objetos na linha de costa (alta dinâmica natural de mudanças) e em regiões florestais, entre outros não foram considerados como “mudança”. E os objetos de mudança que possuem o super-objeto “urbano” passaram a ser considerados “expansão”.

Marcus V. A. de Carvalho, Gabriella F. da Silva, Carla B. M. Cruz e Raúl S. Vicens,
*Análise da expansão urbana na cidade do Rio de Janeiro – Área de Planejamento 4:
Ensaio preliminares para a detecção de mudanças híbrida*

Para a classificação das imagens de todos os quatro experimentos, no eCognition Developer, foi adotado o mesmo conjunto de amostras (88 objetos correspondentes às mudanças e 90 objetos correspondentes à não-mudança) e de atributos espectrais (média, moda, quartil, desvio padrão, mínimo e máximo valor de pixel).

A Figura 4 apresenta de forma sucinta os passos adotados para criar os dois níveis de objetos.

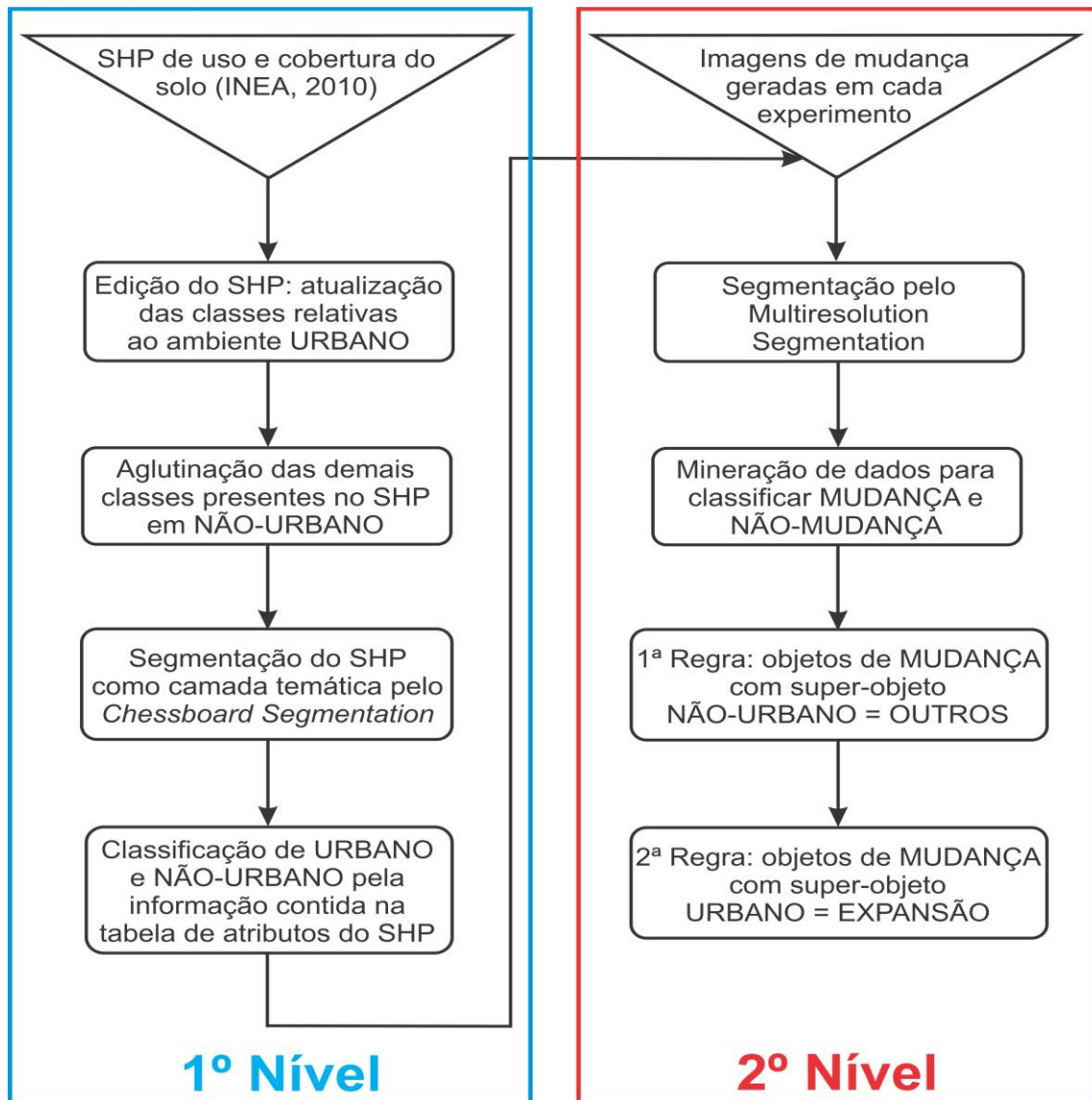


Figura 4. Fluxograma apresentando as etapas adotadas na geração dos dois níveis utilizados na classificação.

+ Experimento 1 – Image Difference

Segundo Exelis/ENVI (2015), o módulo Image Change aplica a seguinte equação para gerar a diferença de imagem:

$$(\text{Momento 2} - \text{Momento 1}) / (\text{Momento 2} + \text{Momento 1})$$

Sabe-se que a imagem TM/Landsat-5 e a imagem OLI/Landsat-8 apresentam resolução radiométrica distinta (8 bits e 12 bits, respectivamente), no entanto, isto não representou empecilho para o módulo de detecção de mudanças implementado no ENVI.

Nesta opção existe a possibilidade de realizar ou não a normalização radiométrica. Ponzoni e Santos (2008), destacam que a normalização radiométrica torna-se obrigatória quando ocorre o emprego de dados provenientes de diferentes sensores, sejam estes defasados ou não no tempo. Assim, realizou-se um teste simples, a imagem diferença foi gerada com e sem a normalização. A avaliação foi feita de forma visual apenas. Através da Figura 5 podemos perceber que a imagem sem normalização não destacou bem as mudanças. Contudo, o Experimento 1 não foi realizado na imagem sem a normalização.

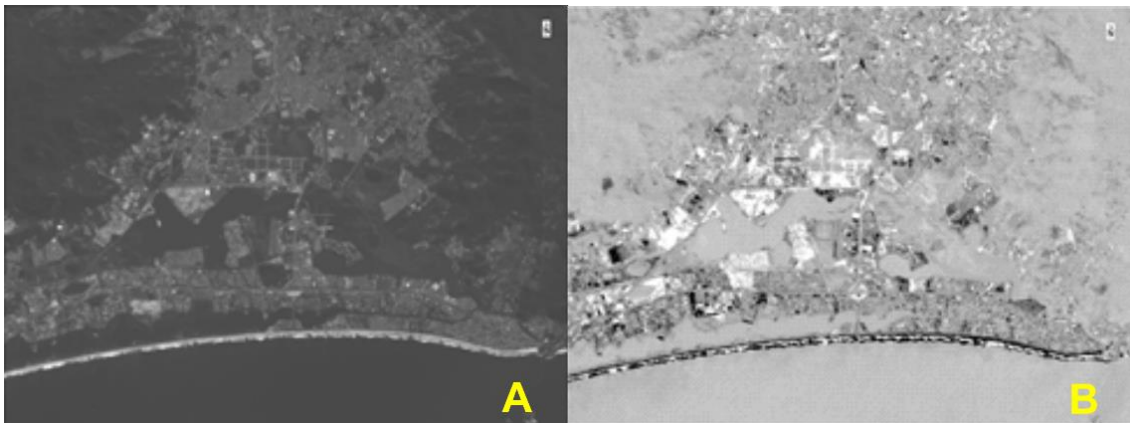


Figura 5. Imagem diferença gerada sem a normalização da imagem (A) e gerada com a normalização (B) com contraste linear de 2%.

O experimento obteve uma área de 15,19 km² para a classe “expansão”, 277,51 km² para a classe “não-mudança” e 1,30 km² para a classe “outros”. O índice Kappa alcançado foi de 0,75 (Figura 6).

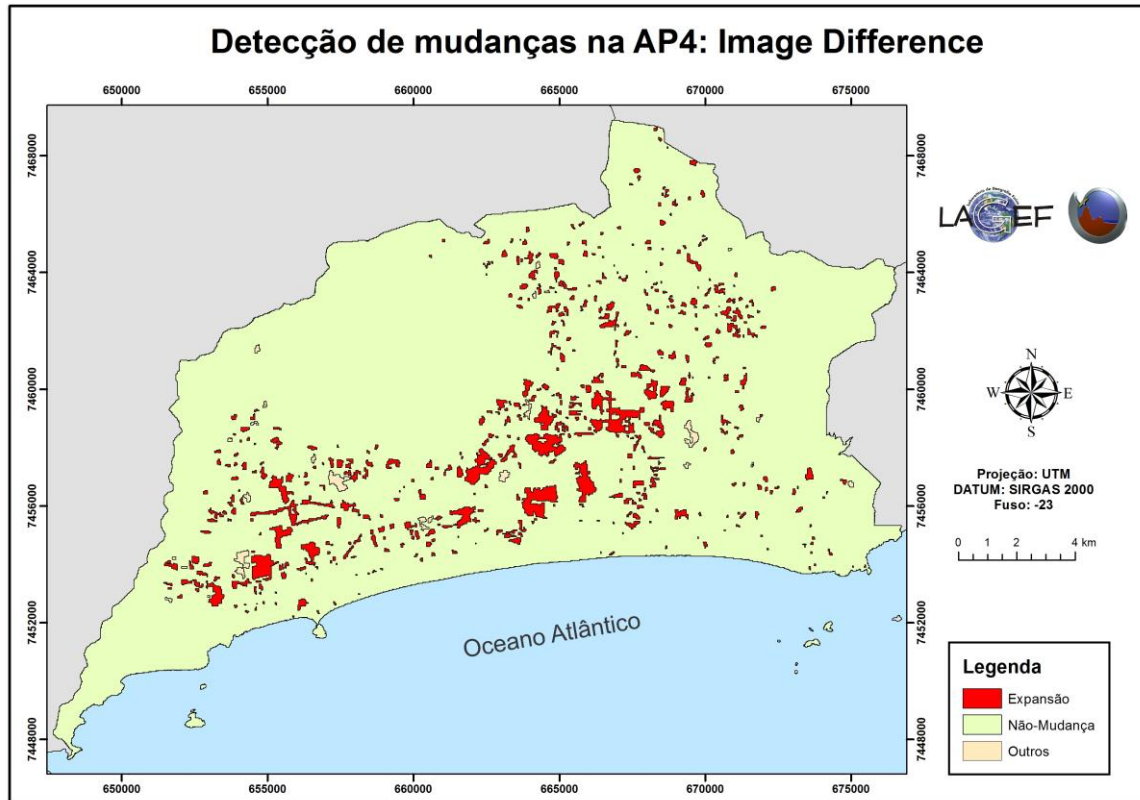


Figura 6. Mapa temático resultante da aplicação da técnica Image Difference com a classificação por GEOBIA e mineração de dados.

+ Experimento 2 - PCA: Principal Components Analysis

A transformação por PCA é uma técnica de redução de redundância, que gera dados que não estão correlacionados nos eixos principais (RICHARDS, 2013). Segundo Exelis/ENVI (2015), as bandas de dados multiespectrais de sensoriamento remoto podem estar altamente correlacionadas, assim, este método produz bandas não-correlacionadas com o intuito de separar componentes de ruído, e reduzir a dimensionalidade dos conjuntos de dados (Figura 7).

Em detecção de mudanças, a PCA pode ser usada para destacar as regiões de mudança localizadas em imagens multitemporais. As regiões das imagens que não tiveram mudanças significativas apresentam alta correlação, e as regiões onde se constatarem mudanças mostram correlações relativamente baixas (RICHARDS, 2013).

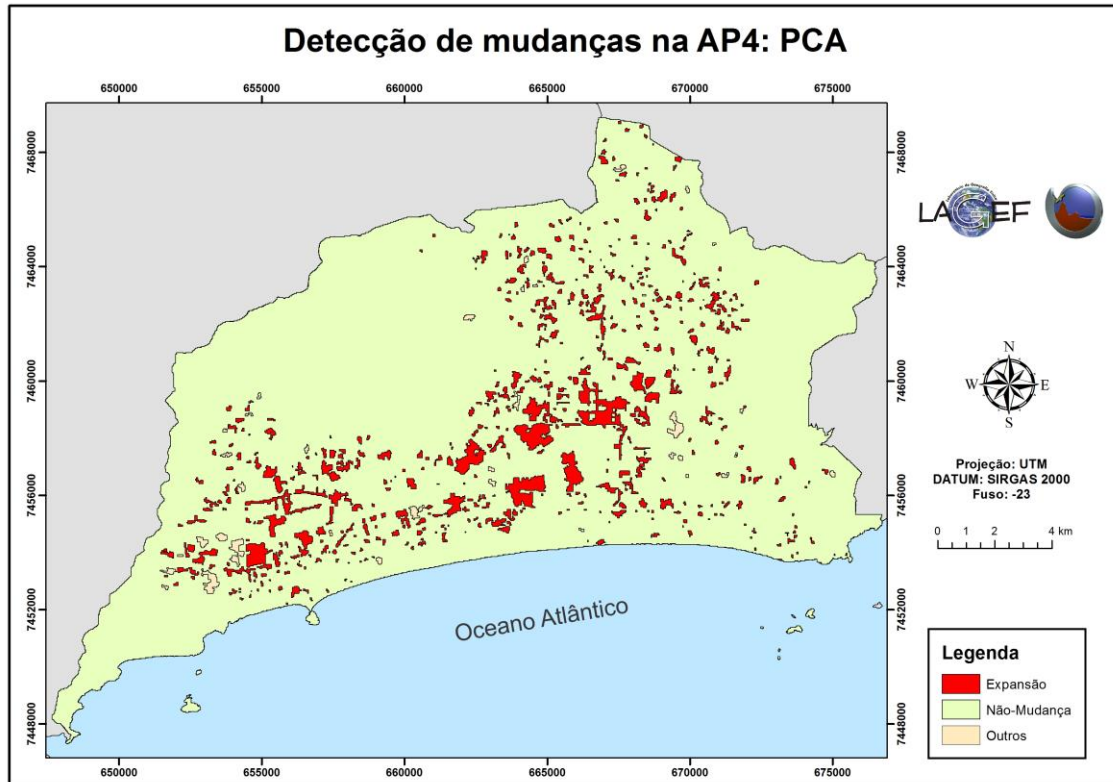


Figura 7. Mapa temático resultante da aplicação da técnica PCA com a classificação por GEOBIA e mineração de dados.

Através deste experimento obteve-se uma área de 18,44 km² para a classe “expansão”, 273,75 km² para a classe “não-mudança” e 1,82 km² para a classe “outros”. O índice Kappa alcançado foi de 0,79. Constatou-se que neste experimento mais objetos de mudança referentes à expansão urbana foram detectados na imagem que foi classificada. Acredita-se que isso se deva à descorrelação das bandas inerente ao processo da PCA.

+ Experimento 3 - MNF: Minimum Noise Fraction

O MNF é um procedimento estatístico no âmbito da Análise de Componentes Principais que concilia tanto os procedimentos de segregação da componente ruído como também de redução da dimensionalidade dos dados (GREEN et al., 1988 apud COUTO JUNIOR et al., 2011). Exelis/ENVI (2015), destaca que o MNF determina a

dimensionalidade inerente de dados para isolar o ruído e reduzir os requisitos computacionais para o processamento posterior (Figura 8).

As componentes da transformação MNF são ordenadas de acordo com a razão sinal/ruído, onde as primeiras componentes representam as bandas relativas ao sinal e as últimas as componentes de ruído (CARVALHO JUNIOR et al., 2009).

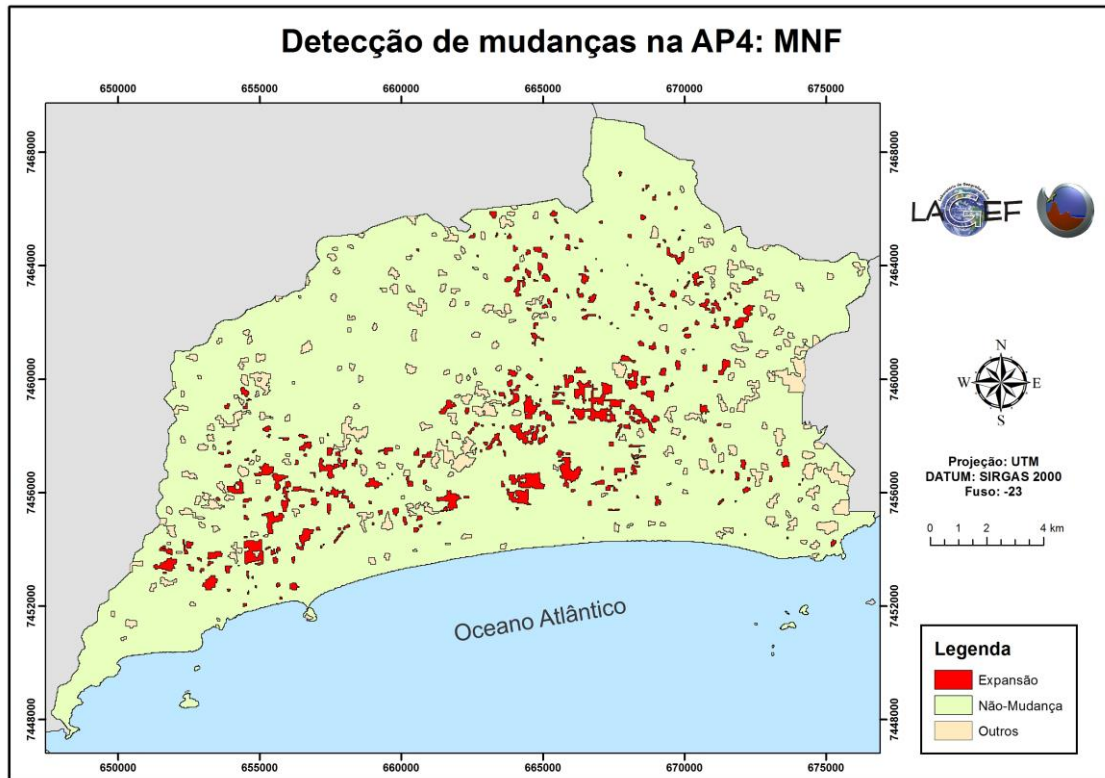


Figura 8. Mapa temático resultante da aplicação da técnica MNF com a classificação por GEOBIA e mineração de dados.

Através deste experimento obteve-se uma área de 12,65 km² para a classe “expansão”, 266,08 km² para a classe “não-mudança” e 15,28 km² para a classe “outros”. O índice Kappa alcançado foi de 0,56.

+ Experimento 4 - ICA: Independent Component Analysis

ICA é um método estatístico e computacional para revelar fatores ocultos que representam os conjuntos de variáveis aleatórias, medidas ou sinais. É aplicado no processamento de sinais biomédicos, erro de diagnóstico, separação de sinal sonoro, extração de características, entre outras. Embora ICA tenha uma ampla gama de

Marcus V. A. de Carvalho, Gabriella F. da Silva, Carla B. M. Cruz e Raúl S. Vicens, *Análise da expansão urbana na cidade do Rio de Janeiro – Área de Planejamento 4: Ensaio preliminares para a detecção de mudanças híbrida*

aplicações nos campos do processamento de sinal, suas aplicações em processamento de imagens de sensoriamento remoto, é relativamente menor (BENLIN et al., 2008). Exelis/ENVI (2015) destaca que esta técnica funciona bem com dados hiperespectrais em comparação com os métodos PCA e MNF. (Figura 9).

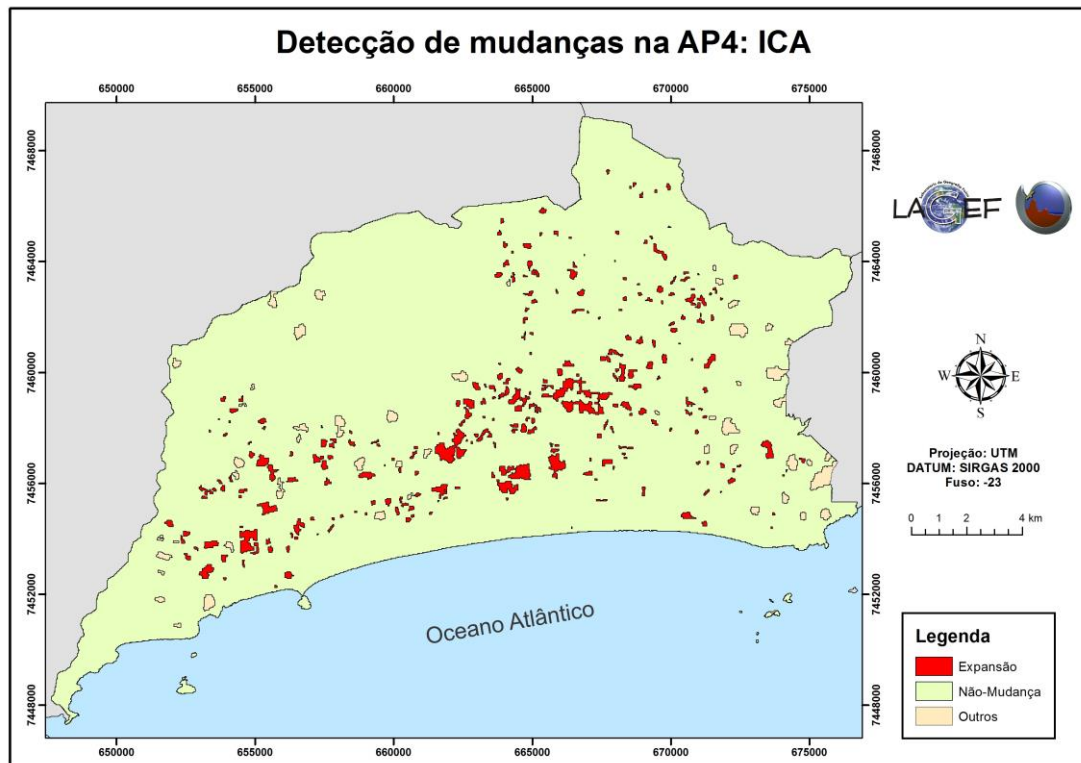


Figura 9. Mapa temático resultante da aplicação da técnica ICA com a classificação por GEOBIA e mineração de dados.

Como resultado do ICA obteve-se uma área de 9,55 km² para a classe “expansão”, 280,07 km² para a classe “não-mudança” e 4,39 km² para a classe “outros”. O índice Kappa alcançado foi de 0,31. O ICA foi aplicado com sua configuração padrão (Sampling Percentage: 10.00 / Maximum Iterations: 100 / Maximum Stabilization Iterations: 100 e Contrast Function: LogCosh).

Tabela 2: Panorama do desempenho das técnicas de detecção de mudanças

| Método | Área (km ²) | | | Índice Kappa |
|------------------|-------------------------|-------------|--------|--------------|
| | Expansão | Não-mudança | Outros | |
| PCA | 18,44 | 273,75 | 1,82 | 0,79 |
| Image Difference | 15,19 | 277,51 | 1,30 | 0,75 |

Marcus V. A. de Carvalho, Gabriella F. da Silva, Carla B. M. Cruz e Raúl S. Vicens, *Análise da expansão urbana na cidade do Rio de Janeiro – Área de Planejamento 4: Ensaio preliminares para a detecção de mudanças híbrida*

| | | | | |
|-----|-------|--------|-------|------|
| MNF | 12,65 | 266,08 | 15,28 | 0,56 |
| ICA | 9,55 | 280,07 | 4,39 | 0,31 |

Conclusões

Os resultados preliminares evidenciam um elevado potencial de todas estas técnicas para a análise multitemporal de dados de Sensoriamento Remoto. Ao levar-se em consideração o índice Kappa, as técnicas PCA e Image Difference apresentaram resultados bem interessantes.

Este trabalho não busca esgotar o assunto, contudo, faz-se necessário realizar mais testes com as outras bandas dos sensores TM e OLI e ainda, avaliar a normalização radiométrica realizada pelo módulo de detecção de mudanças do ENVI. Vale também realizar mais testes envolvendo as técnicas MNF e ICA com outros dados e parâmetros, visto que a detecção de mudanças é um campo bastante promissor com a possibilidade de integração com GEOBIA e técnicas de mineração de dados, redes neurais, entre outras.

Referências Bibliográficas

ARAÚJO, E. H. G. Análise multi-temporal de cenas do satélite *QuickBird* usando um novo paradigma de classificação de imagens e inferências espaciais. *Estudo de caso: Belo Horizonte, MG*. 2006. 175 p. (INPE-13956- TDI/1062). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2006.

BENLIN, X.; FANGFANG, L.; XINGLIANG, M.; HUAZHONG, J. Study on independent component analysis application in classification and change detection of multispectral images. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing, China. 2008.

CONGALTON, R.G; GREEN, K. *Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices*. New York: Lewis Publishers, 1999. 123 p.

CARVALHO JUNIOR, Osmar Abílio et al. Avaliação dos classificadores espectrais de mínima distância euclidiana e spectral correlation mapper em séries temporais NDVIMODIS no campo de instrução militar de Formosa (GO). *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 61, n. 4, p. 399-412, 2009. Disponível em: <<http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php/rbc/article/view/296/285>>. Acesso em: 15 jan 2016.

COUTO JUNIOR, A. F., CARVALHO JUNIOR, O. A., MARTINS, E. S., SANTANA, O. A., SOUZA, V. V., ENCINAS, J. I. Denoising and characterization of Cerrado physiognomies using MODIS times series. *Revista Árvore*, 35(3, Suppl. 1), 699-705., 2011. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-67622011000400014&lng=en&tlng=en>. Acesso em: 19 dez. 2015.

DGI: DIVISÃO DE GERAÇÃO DE IMAGENS/INPE: INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. *Os satélites LANDSAT 5 e 7*. Disponível em: <http://www.dgi.inpe.br/Suporte/files/Cameras-LANDSAT57_PT.php>. Acesso em: 29 ago. 2015.

EXELIS Visual Information Solutions/ENVI. *ENVI Help*. USA. 2015.

FEDOROV, D. *Sistema semi-automático de registro e mosaico de imagens*. 2002. 155 p. (INPE-9582-TDI/838). Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2002. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2003/07.18.10.21>>. Acesso em: 04 set. 2015.

IBGE: INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. *Censo 2010*. Rio de Janeiro. 2010.

INEA: INSTITUTO ESTADUAL DO AMBIENTE. *O Estado do Ambiente: Indicadores Ambientais do Estado do Rio de Janeiro*. Rio de Janeiro. 2010. Disponível em: <<http://www.inea.rj.gov.br/Portal/MegaDropDown/EstudosePublicacoes/Publicacoes/EstadodoAmbiente/index.htm&lang=>>. Acesso em: 02 ago. 2015.

JIANYA, G.; HAIGANG, S.; GUORUI, M.; QIMING, Z. A Review of Multi-Temporal Remote Sensing Data Change Detection Algorithms. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing, China. 2008.

KENNEDY, R. E.; COHEN, W. B.; SCHROEDER, T. A. Trajectory-based change detection for automated characterization of forest disturbance dynamics. *Remote Sensing of Environment*, v. 110, n. 3, pp. 370-386, 2007.

PONZONI, F. J.; SANTOS, S. B. Conversão de números digitais de imagens orbitais em valores de FRB de superfície. *Bol. Ciênc. Geod*, Curitiba, v. 14, no 4, p.541-556, outubro, 2008.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. *Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação*. São José dos Campos: Oficina de Textos, 2007. 127 p.

RICHARDS, J. A. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Fifth Edition, Ed Springer Verlag, Austrália: 2013.

SUTTON, P. C.; TAYLOR, M. J.; ANDERSON, S. ELVIDGE, C. D. Sociodemographic characterization of urban areas using nighttime imagery, Google Earth, Landsat and
Marcus V. A. de Carvalho, Gabriella F. da Silva, Carla B. M. Cruz e Raúl S. Vicens,
Análise da expansão urbana na cidade do Rio de Janeiro – Área de Planejamento 4: Ensaio preliminar para a detecção de mudanças híbrida

"social" ground truthing. In.: WENG, Q; QUATTROCHI, D. A. *Urban remote sensing*. 1. ed. Boca Raton: CRC Press, 2006.

TRIMBLE. *eCognition Developer 9.0: Reference Book*. Munich. 2014

Trabalho enviado em outubro de 2015.

Trabalho aceito em dezembro de 2015.