ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DO DESASTRE AMBIENTAL EM MARIANA-MG A PARTIR DAS GEOTECNOLOGIAS

Gabriella Ferreira da Silva¹ Marcus Vinícius Alves de Carvalho²

Carla Bernadete Madureira Cruz³

Resumo. O Sensoriamento Remoto caracteriza-se como importante aparato tecnológico para os geocientistas, pois através dele podemos analisar o espaço geográfico em diferentes escalas cartográficas / geográficas, estudar diversos temas, elaborar diagnósticos e até prognósticos. Atualmente, existe considerável variedade de sites de agências espaciais que oferecem acesso gratuito às coleções multitemporais de imagens orbitais. Isto é muito importante, porque atribui um caráter histórico aos estudos, permitindo assim a investigação de mudanças na superfície terrestre. Em 5 de novembro de 2015, 34 milhões de metros cúbicos de rejeitos de minério de ferro fluíram da Barragem do Fundão em Mariana (MG). Assim, o objetivo deste trabalho foi avaliar a extensão do desastre ocorrido neste município por meio de técnicas de processamento digital de imagens. Como resultado, detectou-se uma área de 8,25 km² relacionada à devastação, e os mapas gerados obtiveram boa precisão, Índice Kappa de 0,791 (anterior ao desastre) e 0,801 (posterior ao desastre).

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto, Desastre, Mariana (MG), Processamento Digital de Imagens, Detecção de Mudanças.

SPATIAL-TEMPORAL ANALYSIS OF ENVIRONMENTAL DISASTER IN MARIANA-MG FROM GEOTECHNOLOGIES

Abstract. Remote Sensing is characterized as an important technological apparatus for geoscientists, because through it we can examine the geographic space in different cartographic / geographic scales, study various themes, elaborate diagnoses and even prognostics. Currently, there is a considerable variety of space agency sites that offer free access to multitemporal collections of orbital

¹ UFRJ - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Laboratório ESPAÇO: Sensoriamento Remoto e Estudos Ambientais, <u>gabriella.geoufrj@gmail.com</u>.

² UFF - Universidade Federal Fluminense, POSGEO: Programa de Pós-Graduação em Geografia, <u>marcus.br@gmail.com</u>.

³ UFRJ - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Laboratório ESPAÇO: Sensoriamento Remoto e Estudos Ambientais, <u>carlamad@gmail.com</u>.

images. This is very important, because it assigns a historical character to the studies, thus allowing the investigation of changes in the terrestrial surface. On November 5, 2015, 34 million cubic meters of iron ore tailings flowed from the Fundão Dam in Mariana (MG). Thus, the objective of this paper was to evaluate the extent of the disaster that occurred in this municipality through digital image processing techniques. As a result, an area of 8.25 km² related to devastation was detected, and the generated maps obtained good accuracy, Kappa Index of 0.791 (pre-disaster) and 0.801 (post-disaster).

Keywords: Remote Sensing, Disaster, Mariana (MG), Digital Image Processing, Change Detection.

ANALYSE TEMPO-ESPACE DE LA CATASTROPHE ENVIRONNEMENTALE À MARIANA-MG À PARTIR DE GÉOTECHNOLOGIES

Résumé. La télédétection est considérée comme un appareil technologique important pour les géoscientifiques, car elle permet d'analyser l'espace géographique à différentes échelles cartographiques / géographiques, d'étudier divers thèmes, d'élaborer des diagnostics et même des pronostics. À l'heure actuelle, il existe une grande variété de sites d'agences spatiales offrant un accès gratuit à des collections multitemporelles d'images orbitales. Ceci est très important, car cela attribue un caractère historique aux études, permettant ainsi d'examiner les modifications de la surface terrestre. Le 5 novembre 2015, 34 millions de mètres cubes de résidus de minerai de fer ont coulé du barrage Fundão à Mariana (MG). L'objectif de ce travail était donc d'évaluer l'ampleur de la catastrophe survenue dans cette municipalité grâce à des techniques de traitement d'images numériques. En conséquence, une zone de 8,25 km² liée à la dévastation a été détectée et les cartes générées ont obtenu une bonne précision, un indice de Kappa de 0,791 (avant la catastrophe) et de 0,801 (après la catastrophe).

Mots-clés : Télédétection, Catastrophe, Mariana (MG), Traitement numérique de l'image, Détection des modifications.

SILVA, G. F.; CARVALHO, M. V A.; CRUZ, C. B. M., ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DO DESASTRE AMBIENTAL EM MARIANA-MG A PARTIR DAS GEOTECNOLOGIAS

Introdução

Desastres são conhecidos por eventos que ocorrem dentro de uma comunidade e que acarretam grandes danos e/ou destruição, o suficiente para perturbar o funcionamento normal dessa localidade promovendo considerável quantidade de vítimas, e também sérios danos relativos às questões econômicas e ambientais. Em muitos casos, o conceito de desastre está associado apenas aos eventos produzidos pela própria natureza. No entanto, a categoria de desastres antropogênicos é estabelecida para abordar o perigo das ações humanas atingirem o estado de desastre. Existem muitos problemas que podem fazer com que as atividades antrópicas se convertam em situações de desastre. Justamente foi o que ocorreu no dia 05 de novembro de 2015 no município de Mariana-MG, pois a barragem do Fundão, operada pela mineradora Samarco (Vale/BHP Billiton) se rompeu, lançando 34 milhões de metros cúbicos de rejeitos de mineração diretamente no meio ambiente. O ocorrido praticamente destruiu o Distrito de Bento Rodrigues (também no município de Mariana), retirando várias vidas e poluindo a Bacia do Rio Doce. Tudo isso corrobora para o fato desse acidente ambiental ser considerado um dos piores da história de nosso país. Mediante a magnitude do fenômeno, a tecnologia de Sensoriamento Remoto torna-se necessária para a compreensão da dimensão espacial do mesmo, uma vez que, as imagens orbitais provenientes (dados), em função das suas características (resolução espacial, temporal, radiométrica e espectral), pela facilidade de acesso e pela visão sinótica proporcionada caracterizam-se como grandes aliadas no estudo, monitoramento, prevenção e gerenciamento de desastres naturais. Assim, mediante o exposto, este trabalho tem como objetivo avaliar a extensão do desastre ocorrido no município de Mariana (MG) através de técnicas de processamento digital de imagens (PDI) de Sensoriamento Remoto em dados OLI/LANDSAT-8.

Área de estudo

No dia 5 de novembro de 2015 a barragem do Fundão localizada no município de Mariana, no estado de Minas Gerais se rompeu, causando uma enxurrada de mais de 60

milhões de metros cúbicos de lama e rejeitos da produção de minério de ferro no meio ambiente. Assim, uma onda gigantesca de óxido de ferro, água e lama invadiu o distrito de Bento Rodrigues (município de Mariana), que ficava próximo ao depósito de rejeitos da mineração. O povoado, até então constituído por moradias de trabalhadores, foi totalmente destruído, ficando submerso por uma camada espessa de lama (Figuras 1, 2 e 3).



Figura 1. Destruição do distrito de Bento Rodrigues (fonte: os autores).



Figura 2. Destruição do distrito de Bento Rodrigues (fonte: os autores).



Figura 3. Destruição do distrito de Bento Rodrigues (fonte: os autores).

O desastre acarretou em 19 mortos, centenas de desalojados e ainda atingiu diversos municípios que circundavam a barragem. Áreas residenciais, plantações, pastagens, rios e córregos foram destruídos quando do acontecimento do desastre e nos dias seguintes, à medida que a enxurrada avançou por mais de 600 quilômetros até atingir o mar. Vale destacar que o município de Mariana, até então, tinha cerca de 80% da arrecadação de impostos vinculada à mineração.

O município de Mariana está situado na Região Metropolitana de Belo Horizonte, no estado de Minas Gerais. Esta cidade está localizada a cerca de 116 km de distância da capital, a cidade de Belo Horizonte (Figura 4).





Segundo dados do Censo 2010, em Mariana residiam cerca de 54.219 pessoas, a população estimada para o ano de 2017 foi de 59.857 pessoas. A Densidade demográfica em 2010 era de 45,40 hab/km² (IBGE, 2010).

SILVA, G. F.; CARVALHO, M. V A.; CRUZ, C. B. M., ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DO DESASTRE AMBIENTAL EM MARIANA-MG A PARTIR DAS GEOTECNOLOGIAS

Em 2016, o salário médio mensal era de 2,5 salários mínimos. A proporção de pessoas ocupadas em relação à população total era de 24,0%. Na comparação com os outros municípios de MG, ocupava as posições 37 de 853 e 94 de 853, respectivamente. Já na comparação com cidades do país todo, ficava na posição 502 de 5570 e 864 de 5570, respectivamente. Considerando domicílios com rendimentos mensais de até meio salário mínimo por pessoa, tinha 36,7% da população nessas condições, o que o colocava na posição 448 de 853 dentre as cidades do estado e na posição 3.230 de 5.570 dentre as cidades do Brasil (IBGE, 2010).

Apresenta 78% de domicílios com esgotamento sanitário adequado, 47.1% de domicílios urbanos em vias públicas com arborização e 34.5% de domicílios urbanos em vias públicas com urbanização adequada (presença de bueiro, calçada, pavimentação e meio-fio). Quando comparado com os outros municípios do estado, fica na posição 237 de 853, 582 de 853 e 295 de 853, respectivamente. Já quando comparado a outras cidades do Brasil, sua posição é 1.032 de 5.570, 4.233 de 5.570 e 996 de 5.570, respectivamente (IBGE, 2010).

Metodologia

As etapas metodológicas empregadas neste trabalho são apresentadas na Figura 5.



Figura 5. Fluxograma metodológico.

Para a realização deste trabalho foram selecionadas duas cenas do sensor OLI (Operational Land Imager) do satélite LANDSAT-8 correspondentes à órbita-ponto 217-074 já ortorretificadas e corrigidas atmosfericamente (ao nível de reflectância de superfície) pelo próprio USGS - Serviço Geológico dos Estados Unidos (disponibilizadas em: https://espa.cr.usgs.gov/). A imagem anterior ao desastre é datada de 05 de Outubro de 2015, e a posterior ao evento foi adquirida em 11 de Novembro de 2015. Destaca-se que o desastre ocorreu em 05 de Novembro de 2015, e a cena que retrata o desastre foi justamente aquela que mais se aproximou do ocorrido, além de apresentar a menor cobertura de nuvens.

A etapa seguinte consistiu na Normalização Radiométrica. Esta técnica visa facilitar a utilização e comparação de dados orbitais de períodos distintos, pois realiza o ajuste da distribuição dos pixels de cada imagem para um padrão ou data de referência para que as cenas pareçam ter sido obtidas com as mesmas condições atmosféricas (SCHOTT et

al., 1988). No algoritmo CALIBRATE do IDRISI/TerrSet não é necessária a inclusão de pontos pseudo-invariantes (PIFs), ao contrário dos trabalhos de Maluf et al. (2015) e Fernandes et al. (2017), devido internamente o próprio algoritmo propor um limiar de valores para considerar a mudança e a não-mudança nos pixels.

No software ENVI, através da ferramenta Band Math (Matemática de Bandas) foram elaborados os índices espectrais NDVI - Índice da Vegetação por Diferença Normalizada (ROUSE et al., 1979) e SAVI - Índice da Vegetação Ajustado pelo Solo (HUETE, 1988). O NDVI é gerado a partir da seguinte equação: (NIR - Red) / (NIR + Red). Já, o SAVI é por esta equação: (NIR - RED) * (1 + L)/(NIR + RED + L), onde L = 0,5. Salienta-se que L é um fator de correção que varia de 0 (zero) para cobertura vegetal muito alta a 1 (um) para cobertura vegetal muito baixa. Rotineiramente adota-se o valor de 0,5, que é para cobertura vegetal intermediária. Através da ferramenta de Transformação de Imagens, também no ENVI, foi gerada a Análise por Componentes Principais (PCA). Segundo Florenzano (2008), a PCA executa uma transformação linear de n variáveis originais em n novas variáveis, que dão origem às Componentes Principais. Tais componentes são geradas de forma não correlacionada. Também foi elaborada a transformada IHS: Intensidade / Matiz / Saturação. IHS é considerado um método de transformação matemática que desagrega a informação espectral da imagem, cujo objetivo é descrever a formação de cores mais próxima àquela percebida pelo sistema visual humano, permitindo assim o realce e o destaque dos alvos desejados no estudo desenvolvido. O último insumo gerado foi o Modelo Linear de Mistura Espectral. Segundo INPE (2012), ele consiste na geração de imagens sintéticas, que representem as proporções de cada componente da mistura dentro dos pixels, isto é, o número de bandas originais é reduzido para o número de componentes do modelo de mistura, neste caso: solo, sombra e vegetação. Assim, tal trabalho adquiriu um caráter híbrido, devido à análise ter considerado o uso conjunto das abordagens baseadas em pixels e objetos. Geralmente, a análise em pixel é feita em um primeiro momento para extrair as informações preliminares para em seguida aplicar a abordagem baseada em objetos.

A etapa posterior consistiu na detecção de mudanças. Esta, por sua vez, refere-se à abordagem em Sensoriamento Remoto utilizada para identificar diferenças no estado

de um objeto ou fenômeno através de sua observação em épocas diferentes (SINGH, 1989). Entre as diferentes técnicas existentes, optou-se por avaliar a Subtração e a Razão entre imagens. Na primeira operação aritmética, as imagens multitemporais registradas entre si correspondentes ao tempo t1 e t2 são subtraídas pixel por pixel para produzir a imagem correspondente à diferença entre elas (RAMACHANDRA & KUMAR, 2004). Já no segundo procedimento através da divisão dos dados entre dois diferentes rasters, a imagem resultante pode destacar as variações nas inclinações das curvas de reflectância das bandas e que poderia de outro modo, serem mascaradas pelas variações de brilho do pixel em cada uma das bandas (RIBEIRO, 2012). Assim, nesta perspectiva adotou-se a ferramenta Raster Calculator presente no software ArcMap/ArcGIS para aplicar as duas técnicas de detecção de mudanças.

A segmentação das imagens OLI/LANDSAT foi realizada no software eCognition Developer, através do algoritmo Multiresolution. A abordagem da multi-resolução consiste em analisar os objetos da imagem em diferentes níveis de resolução. Sua adoção é de extrema relevância porque os objetos pequenos podem ser analisados em uma resolução mais fina, enquanto que os objetos maiores podem ser analisados em uma resolução mais grosseira (LEONARDI, 2010). Após a criação dos objetos, ou seja, os segmentos da imagem, é que se torna possível gerar os diferentes tipos de atributos (espectrais, relacionais e geométricos) que embasarão a classificação. Os atributos espectrais utilizados neste trabalho encontram-se listados na Tabela 1.

Atributo	Insumos						
Média	B1, B2, B3, B4, B5, B6 e B7 (OLI/ Landsat 8)	IHS (R4,G3,B2)	1ª, 2ª e 3ª PCA	SAVI	NDVI		

Tabela 1 - Atributos e insumos adotados no processo de classificação.

B1, B2, B3, B4, B5, B6	IHS	1ª, 2ª e	SAVI	NDVI
e B7 (OLI/ Landsat 8)	(R4,G3,B2)	3ª PCA		
B1, B2, B3, B4, B5, B6	IHS	1ª, 2ª e	SAVI	NDVI
e B7 (OLI/ Landsat 8)	(R4,G3,B2)	3ª PCA		
B1, B2, B3, B4, B5, B6	IHS	1ª. 2ª e	SAVI	NDVI
,,, _ , _ , _ , _ , _ , _ ,		_,_ 。	•	
e B7 (OLI/ Landsat 8)	(R4,G3,B2)	3ª PCA		
B1, B2, B3, B4, B5, B6	IHS	1ª, 2ª e	SAVI	NDVI
e B7 (OLI/ Landsat 8)	(R4,G3,B2)	3ª PCA		
	B1, B2, B3, B4, B5, B6 e B7 (OLI/ Landsat 8) B1, B2, B3, B4, B5, B6 e B7 (OLI/ Landsat 8) B1, B2, B3, B4, B5, B6 e B7 (OLI/ Landsat 8) B1, B2, B3, B4, B5, B6 e B7 (OLI/ Landsat 8)	B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2)	B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA	B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI B1, B2, B3, B4, B5, B6 IHS 1ª, 2ª e SAVI e B7 (OLI/ Landsat 8) (R4,G3,B2) 3ª PCA SAVI

Ainda no eCognition, a fase seguinte referiu-se à classificação digital através da Mineração de Dados Gepográficos. Esta, por sua vez, é o nome dado ao conjunto de técnicas que permite a extração de conhecimento a partir de grande volume de dados. O processo de transformação de dados em informações e conhecimento é chamado de Descoberta de Conhecimento em Base de Dados (KDD - Knowledge Discovery in Databases). A mineração trata da conversão de dados ou informações (que podem ter sido pré-processadas) em padrões (SANTOS, 2012). Entre os diferentes algoritmos existentes no software de classificação, optou-se pelo CART (Classification And Regression Trees), genericamente chamado de Decision Tree.

Na penúltima etapa foram elaborados os mapas temáticos no ArcMap/ArcGIS, e procedeu-se à etapa de avaliação estatística da precisão das classificações. Para tal, no ArcMap/ArcGIS, através da ferramenta Create Random Points, foram gerados 300 pontos de forma aleatória e estratificada para o cálculo do Índice Kappa (CONGALTON & GREEN, 1999). Este, por sua vez, é uma medida de concordância usada em escalas nominais, que fornece uma ideia do quanto as observações reais se afastam daquelas

esperadas, fruto do acaso, indicando, assim, quão legítimas são as interpretações (LEONARDI, 2010).

Resultados e Discussão

Na etapa de Detecção de Mudanças, realizada de forma bitemporal (ou seja, a comparação direta entre as duas cenas de datas distintas) selecionou-se as imagens referentes à 1ª PCA. Isto, porque esta componente é a que mais agrega informações, segundo a Literatura Científica (INPE, 2012). Inicialmente, procedeu-se à realização da Subtração das Imagens no Raster Calculator do ArcMap/ArcGIS (Figura 6).



Figura 6. Subtração da 1ª PCA da cena posterior ao desastre com a 1ª PCA da cena anterior ao mesmo (contraste linear de 2%).

Logo em seguida, realizou-se a Razão das Imagens também no ArcMap/ArcGIS, novamente tomando como base a 1ª PCA de ambas as datas (Figura 7).



Figura 7. Razão da 1ª PCA da cena posterior ao desastre com a 1ª PCA da cena anterior ao mesmo, (contraste linear de 2%).

Ao observarmos as Figuras 6 e 7 é notório que a Subtração de Imagens conseguiu destacar mais efetivamente as mudanças que ocorreram na cobertura da terra. Assim, optou-se por integrar a imagem proveniente desta técnica de detecção de mudanças no projeto de classificação.

Em relação à segmentação, adotou-se a mesma estratégia proposta por Coelho et al. (2017), onde atributos espectrais foram selecionados ao invés de valores numéricos nos parâmetros de Forma e Compacidade do algoritmo Multiresolution Segmentation, justamente para reduzir a variabilidade interna das classes. Através de uma abordagem heurística chegou-se aos seguintes parâmetros: Escala: 100 / Forma: Média da Matiz (IHS) / Compacidade: Média da Matiz (IHS). Parte do resultado da segmentação é apresentada na Figura 8.



Figura 8. Resultado da segmentação das imagens OLI/Landsat-8.

Neste trabalho foram gerados ao todo cinco níveis de objetos. No primeiro foram classificados apenas aqueles referentes às "Mudanças" e "Não-Mudanças". No segundo nível foram classificados apenas os objetos relativos às áreas urbanas e "outros" (todos os demais objetos, exceto as áreas urbanas). A classe referente ao meio urbano enquadra a sede do município de Mariana, que por sua vez, não sofreu alterações no curto espaço de tempo entre a aquisição das duas cenas (anterior e posterior ao desastre). Assim, ao rotular tal classe no 2º nível, a mesma foi herdada nos demais através da relação topológica entre objetos. No terceiro nível foram classificadas as seguintes classes de cobertura da terra: Área Não Mapeada (nuvens), Lama / Resíduo da Mineração, Pasto, Rocha, Urbano (herdado do nível anterior), Vegetação 1 (menos densa), Vegetação 2 (mais densa) e Água. No quarto nível (posterior ao desastre), constam todas as classes do quarto nível e mais a classe Desastre: Mudança. Esta última, por sua vez, também foi gerada através da relação topológica entre níveis, tendo como base o primeiro nível classificado (Figura 9).



Figura 9. Os cinco níveis de objetos adotados na classificação.

Na etapa seguinte, as três classificações provenientes do eCognition Developer foram exportadas para o formato ESRI Shapefile, importadas para o ArcMap/ArcGIS onde tiveram os seus respectivos layouts, enquanto mapas temáticos, gerados (Figura 10, 11 e 12).



Figura 10. Mapa temático referente à cobertura da terra anterior ao desastre.



Figura 11. Mapa temático referente à cobertura da terra posterior ao desastre.





Através de análise em SIG, constatou-se que a área devastada correspondeu a cerca de 8,25 Km², e através do índice Kappa verificou-se as seguintes precisões para os mapas temáticos: anterior ao desastre (11/10/2015): 0,791 e posterior ao desastre (12/11/2015): 0,801. O valor da primeira classificação foi inferior à segunda em função das áreas de nuvens e sombras presentes na imagem que serviu de insumo para a mesma.

Considerações finais

O trabalho em questão conseguiu atingir satisfatoriamente o objetivo de avaliar a extensão do desastre no município de Mariana (MG) através do processamento digital de imagens de Sensoriamento Remoto em dados OLI/LANDSAT-8. As imagens transformadas PCA auxiliaram na detecção de mudanças pela subtração, uma vez que elas são a síntese das sete bandas do OLI/Landsat-8. Os índices espectrais NDVI e SAVI,

e as imagens IHS apresentaram bom desempenho, uma vez que destacaram consideravelmente os objetos presentes no terreno (Ex.: vegetação 1: mais densa e vegetação 2: menos densa). Em relação à segmentação multiresolução, alcançou-se a redução da variação interna das classes de objetos ao ser adotada nos parâmetros de Cor e Compacidade o atributo espectral do máximo valor de pixel da Matiz. A imagem Intensidade (IHS) foi primordial para a classificação dos alvos da classe Urbano. A imagem Vegetação do Modelo Linear de Mistura Espectral auxiliou na classificação da classe Pasto. Por fim, a abordagem da classificação digital híbrida colaborou para a boa exatidão das classificações (Índice Kappa: 0,791 e Índice Kappa: 0,801).

Agradecimentos

Os autores expressam seus agradecimentos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela concessão de bolsa PIBIC-UFRJ à primeira autora, e também à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão de bolsa de estudo (Doutorado) ao segundo autor.

Referências Bibliográficas

- COELHO, R. C. S.; CARVALHO, M. V. A.; BARROS, R. S. Mapeamento da cobertura da terra no Parque Estadual da Serra da Concórdia (PESC) - RJ através de classificação digital híbrida. In: 18. SBSR), 2017, Santos. Anais... São José dos Campos: INPE, 2017. p. 4635-4642. Internet. ISBN 978-85-17-00088-1. Disponível em: http://urlib.net/8JMKD3MGP6W34M/3PSM3ES>.
- CONGALTON, R.; GREEN, K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. Boca Raton, FL.: CRC/Lewis Press, 137 p., 1999.
- FERNANDES, P. J. F.; VICENS, R. S.; FURTADO, L. F. A. Modelo automático de normalização radiométrica de série multitemporal landsat-5 usando pontos pseudoinvariantes (PIF). Revista Brasileira de Cartografia (2017), No 69/2: 241-251.
 Disponível
 em: http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php/rbc/article/view/1479/1092>.
- FLORENZANO, T. G. Geomorfologia conceitos e tecnologias atuais. São Paulo: Oficina de Textos, p. 105-128, 2008.

- HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment, 25, 295 309, 1988.
- IBGE INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Censo demográfico. Rio de Janeiro, 2010.
- INPE INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. Sistema de ajuda on-line do SPRING. São José dos Campos, 2012.
- LEONARDI, F. Abordagens cognitivas e mineração de dados aplicadas a dados ópticos orbitais e de laser para a classificação de cobertura do solo urbano. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010. Disponível em: http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/376H8M2>.
- MALUF, V. B.; DAMASCO, F. S.; GOMES, I. S.; SANTOS, L. R.; DIAS, L. S.; CARVALHO, M. V. A.; CORREA, M. A.; VICENS, R. S. Eficácia de um método de normalização radiométrica utilizando imagens LANDSAT 5 TM. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17. (SBSR), 2015, João Pessoa. Anais... São José dos Campos: INPE, 2015. p. 5491-5497. Internet. ISBN 978-85-17-0076-8. IBI: <8JMKD3MGP6W34M/3JM4EAD>. Disponível em: <hr/>
 <hr/>
 <http://urlib.net/8JMKD3MGP6W34M/3JM4EAD>.
- RAMACHANDRA, T. V.; KUMAR, U. Geographic Resources Decision Support System for land use land cover dynamics. Proceedings of the Foss/Grass Users Conference -Bangkok, Thailand, 12-14, 2004.
- RIBEIRO, E. W. Operações aritméticas com o Spring para o estudo da vegetação, 2012. Disponível em: < at: https://www.researchgate.net/publication/323202302>.
- ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Proceedings of the 3rd. ERTS-1 Symposium; Washington, DC. Washington, DC: NASA SP-351; p.309-17, 1973.
- SANTOS, R. Introdução à mineração de dados com aplicações em ciências ambientais e espaciais, 2012. Disponível em: < http://www.lac.inpe.br/ELAC/arquivos/MiniCurso 03ELAC2012.pdf>.
- SCHOTT, J. R.; SALVAGGIO, C.; VOLCHOK, W. J. Radiometric scene normalisation using pseudoinvariant features. Remote Sens. Environ., 1988.
- SINGH, A. Review Article: Digital change detection techniques using remotely-sensed data. International Journal of Remote Sensing, 10(6), 989-1003, 1989.

Data de Submissão: 05/11/2018

Data da Avaliação: 10/12/2018