

Análise do método de detecção de mudanças na superfície da sub-bacia do rio Taperoá – Paraíba

Analysis of the change detection method on the surface of the sub-basin of the river Taperoá – Paraíba

Francilaine Nóbrega de Lima^{1(*)}
Janaina Barbosa da Silva²
Simone Mirtes Araújo Duarte³

Resumo

Em Sensoriamento Remoto detecção de mudança é a identificação de alterações na superfície terrestre por meio de imagens de satélite da mesma cena coletadas em diferentes datas, com base nas alterações dos valores de radiância detectados. Dessa forma, na presente pesquisa optou-se pelo uso de imagens do satélite Landsat 5 sensor TM (13/07/2002) e 8 sensor OLI (20/06/2014), tendo em vista suas positivas avaliações quanto à detecção de mudança, bem como, por ser a série de satélites que provê a aquisição mais contínua de observações da Terra, imagens gratuitas, adequada resolução espacial e espectral. Para tal, o estudo objetivou a detecção das intensidades de mudanças temporais na distribuição da vegetação da sub-bacia hidrográfica do rio Taperoá – PB, utilizando imagens de satélites do Landsat 5 TM e 8 OLI, bem como, a viabilidade do uso da Detecção de mudanças para análise ambiental da área. Como resultado, o processo de detecção de mudanças demonstrou modificações em toda a área, sendo possível inferir, tanto a recuperação da vegetação com base na classificação de Forte aumento da vegetação, como também a influência da umidade nos resultados obtidos, detectando-se fragilidade nos resultados com base apenas na detecção de mudança para análise da vegetação de Caatinga (Savana).

Palavras-chave: Vegetação de Caatinga; degradação ambiental; série Landsat; sensoriamento remoto.

-
- 1 Geógrafa; Membro do grupo de pesquisa Cartografia, Geoprocessamento e Sensoriamento remoto – CAGEOS; Endereço: Rua Aprígio Veloso, 882 - Bodocongó, CEP: 58429-900, Campina Grande – Paraíba, Brasil; E-mail: francilaine-lima@hotmail.com (*)Autora para correspondência.
 - 2 Dra.; Geógrafa; Coordenadora Administrativa da Unidade Acadêmica de Geografia da Universidade Federal de Campina Grande, UFCG; Colaboradora do curso de Pós-Graduação em Recursos Naturais da Universidade Federal de Campina Grande, UFCG; Endereço: Rua Aprígio Veloso, 882, Universitário/Bodocongó, CEP: 58429-900 - Campina Grande, Paraíba – Brasil; E-mail: janaina.barbosa@ufcg.edu.br
 - 3 Dra.; Engenheira Agrícola; Professora Adjunta III na Universidade Federal Rural de Pernambuco, UFRPE; Endereço: Rua Dom Manoel de Medeiros, s/n, Dois Irmãos, CEP: 52171-010 - Recife, Pernambuco – Brasil; E-mail: mirtes599@hotmail.com

Recebido para publicação em 24/5/2016 e aceito em 3/11/2016

Ambiência Guarapuava (PR) v.13 n.1 p. 183 - 200 Jan./Abr. 2017 ISSN 2175 - 9405
DOI:10.5935/ambiencia.2017.01.12

Abstract

In Remote Sensing change detection is the identification of changes on earth's surface through satellite images of the same scene collected at different dates, based on changes of the detected radiance values. Thus, in this study we opted for the use of images using Landsat 5 TM sensor (13/07/2002) and 8 OLI sensor (06/20/2014), considering its positive assessments regarding the change detection as well as being the series of satellites that provides the most continuous acquisition of Earth observations, free images, adequate spatial and spectral resolution. For this, the study aimed to detect the intensities of temporal changes in the distribution of vegetation in the watershed of the Taperoá river - PB, using satellite images from Landsat 5 TM and 8 OLI, as well as the feasibility of using the detection of changes to environmental analysis of the area. As a result, the change detection process showed changes throughout the area, it is possible to infer both the recovery of the vegetation based classification of strong increase of vegetation, as well as the influence of humidity in the results, detecting weakness in results based only on the change detection for analysis of Caatinga vegetation (Savannah).

Key words: Caatinga vegetation; environmental degradation; Landsat series; remote sensing.

Introdução

Em Sensoriamento Remoto, detecção de mudança é a identificação de alterações na superfície terrestre por meio de imagens de satélite da mesma cena coletadas em diferentes datas. Mecanismo empregado nesta pesquisa, tendo em vista que as alterações na cobertura terrestre alteraram os valores de radiância detectadas pelos sensores presentes nos satélites (SINGH, 1989).

Existem diversas formas de avaliação de mudanças, sendo a forma mais simples, a análise visual de imagens. Essa avaliação, ainda que válida, necessita de grande esforço e conhecimento do avaliador (CANTY, 2007).

Assim, um grande conjunto de propostas metodológicas para detecção remota de mudanças na superfície terrestre tem sido investigado. Contudo, o método mais amplamente utilizado e com maior

visibilidade científica, consiste na geração de imagem resultante da subtração, pixel a pixel, de duas imagens da mesma área, coletadas em datas distintas (TENG et al., 2008; RADKE et al., 2005; BRUZZONE; PRIETO, 2000).

Pesquisadores como Bittencourt (2011), indicam a importância, viabilidade e acurácia do uso de imagens de satélite Landsat sensor *Thematic Mapper* (TM), para detecção da variação das mudanças ocorridas na superfície terrestre.

Dessa forma, na presente pesquisa optou-se pelo uso de imagens do satélite Landsat 5 sensor TM e Landsat 8 sensor *Operational Land Imager* (OLI), tendo em vista suas positivas avaliações quanto à detecção de mudança, bem como, por ser a série de satélites que provê a aquisição mais contínua de observações da Terra, imagens gratuitas, adequada resolução espacial e espectral.

O satélite Landsat 5 foi lançado em 1 de março de 1984 pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e *United States Geological Survey* (USGS), a partir da Base Aérea de Vandenberg, com os sensores TM e multispectral scanner (MMS). As imagens provenientes do sensor TM contam com três bandas no espectro do visível (1 a

3), uma no infravermelho próximo (4), duas no infravermelho médio (5 e 7) e uma no infravermelho termal (6) (NASA, 2010). Por sua vez, o sensor TM foi desativado apenas em 5 de junho de 2013, após mais de 29 anos em funcionamento, contando com extensa base de dados temporal da superfície terrestre (Tabela 1).

Tabela 1 - Características do sensor TM do Landsat 5

Sensor	Bandas espectrais	Resolução espectral	Resolução espacial	Resolução temporal	Área imageada	Resolução radiométrica
TM	(B1) Azul	0.45 – 0.52 μm	30 m	16 dias	185 km	8 bits
	(B2) Verde	0.50 – 0.60 μm				
	(B3) Vermelho	0.63 – 0.69 μm				
	(B4) Infravermelho próximo	0.76 – 0.90 μm				
	(B5) Infravermelho médio	1.55 – 1.75 μm	120 m			
	(B6) Infravermelho termal	10.4 – 12.5 μm				
	(B7) Infravermelho médio	2.08 – 2.35 μm	30 m			

Fonte: NASA (2010).

O satélite Landsat 8, lançado em fevereiro de 2013, pela NASA e USGS, imageando até a data atual, conta com dois sensores, o OLI e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). As imagens provenientes desses sensores trazem inovações importantes, como resolução espectral melhor que seus antecessores, duas novas bandas espectrais: a *new coastal* – Costeira/Aerossol (banda

1), projetada especificamente para estudos dos recursos hídricos e investigação da zona costeira, bem como, um novo canal de infravermelho (banda 9), para a detecção de nuvens. Tais mudanças também provocaram modificações nos intervalos dentro do espectro dos canais de todas as bandas. Outra inovação de destaque é a resolução radiométrica, uma vez que as imagens dos

satélites anteriores possuíam 8 bits e os sensores OLI e TIRS possuem melhor desempenho radiométrico com 16 bits, o que possibilita maior caracterização de alvos

da imagem, contribuindo bastante para a diminuição do efeito de sombras (Tabela 2) (USGS, 2016).

Assim, ao utilizar imagens da

Tabela 2 - Características dos sensores do Landsat 8

Sensor	Bandas espectrais	Resolução espectral	Resolução espacial	Resolução temporal	Área imageada	Resolução radiométrica
OLI	(B1) Costeira/Aerossol	0.43 – 0.45 μm	30 m	16 dias	185 km	16 bits
	(B2) Azul	0.45 – 0.51 μm				
	(B3) Verde	0.53 – 0.59 μm				
	(B4) Vermelha	0.64 – 0.67 μm				
	(B5) Infravermelho Próximo	0.85 – 0.88 μm				
	(B6) SWIR 1	1.57 – 1.65 μm				
	(B7) SWIR 2	2.11 – 2.29 μm				
	(B8) Pancromática	0.50 – 0.68 μm	15 m			
	(B9) Cirrus	1.36 – 1.38 μm	30 m			
TIRS	(B10) Infravermelho termal 1	10.6 – 11.19 μm	100 m			
	(B11) Infravermelho termal 2	11.5 – 12.51 μm				

Fonte: USGS (2013).

série Landsat, sente-se a necessidade do processamento digital (PDI), que pode ser definido como a manipulação computacional da imagem, com o objetivo de fornecer ferramentas para facilitar a identificação e a extração de informações contidas nas

imagens (CRÓSTA, 1992; JESEN, 2009).

Nesse contexto, as técnicas de PDI podem ser divididas em três passos: Pré-processamento, realce e classificação das imagens. O pré-processamento consiste na maior parte das transformações da

imagem visando à melhoria de contraste e à remoção de ruído, entre outros. O realce visa à melhoria da qualidade visual e às técnicas de classificação, que permitem a identificação automática de objetos a partir da análise quantitativa dos níveis de cinza, sendo comumente utilizado nos Índices de Vegetação para detecção de mudança (BITTENCOURT, 2011).

Os Índices de Vegetação são transformações lineares de bandas espectrais, geralmente nas faixas do vermelho e do infravermelho próximo, do espectro eletromagnético que visam minimizar a variabilidade causada pelos fatores externos. Os mais comuns utilizam a informação contida nas reflectâncias de dosséis, combinadas sob a forma de razões (EPIPHANIO et al., 1996).

As faixas do vermelho e do infravermelho próximo são mais utilizadas por conterem mais de 90% da variação da resposta espectral da vegetação (ROSA, 2003). Contudo, a quantidade de radiação refletida no vermelho e no infravermelho próximo, que chega ao sensor, originária da vegetação, muda conforme a irradiância solar, estrutura e composição do dossel, substrato, além das condições atmosféricas (EPIPHANIO et al., 1996). Assim, já que não é indicado usar somente a medida da energia refletida para quantificar parâmetros biofísicos da vegetação (SILVA, 2004), como meio de minimizar a variabilidade causada por esses fatores citados, a reflectância espectral tem sido transformada e combinada em vários Índices (PONZONI, 2001).

O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (IVAS) tem o intuito de minimizar os

efeitos de fundo do solo, no sinal captado pelo sensor da vegetação, pois esse tem influência direta na radiação proveniente de dosséis vegetais espaçados. Esse índice possui um fator L de ajuste no denominador da equação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN) que é responsável por variar as características da reflectância de calor e brilho do solo, de acordo com a densidade da vegetação analisada, sendo L=1.0 para vegetação de baixa densidade, L=0.5 vegetação intermediária e L=0.25 para vegetação densa (HUETE, 1988).

Tendo em vista que o bioma Caatinga é de densidade baixa a intermediária, o IVAS é o Índice que melhor se adequa diante das variabilidades descritas, tal como demonstram os estudos de Silva et al. (2015) que, analisando os fatores de ajustes de L entre 0.5-1.0 no território do Sisal, região semiárida da Bahia, no qual, constata que o L=0.5 evidencia melhor identificação das áreas de Caatinga. Por sua vez, Monteiro (2013), por meio de comparação entre o IVDN e o IVAS aplicado à Área de Proteção Permanente (APA) das Onças – PB, comprova que o IVAS se adequou de forma mais satisfatória que o IVDN à vegetação de Caatinga, na área em estudo, com base na melhor distinção da vegetação.

Portanto, o estudo objetivou a detecção das intensidades de mudanças temporal na distribuição da vegetação da sub-bacia hidrográfica do rio Taperoá – PB, utilizando imagens de satélites do Landsat 5 TM e Landsat 8 OLI, bem como, a viabilidade do uso do método de Detecção de mudanças para análise ambiental da área.

Material e Métodos

Caracterização da área

No estado da Paraíba, há onze bacias hidrográficas: Rio Paraíba; Rio Abiaí; Rio Gramame; Rio Miriri; Rio Mamanguape; Rio Camaratuba; Rio Guaju; Rio Piranhas; Rio Curimataú; Rio Jacu e Rio Trairi, sendo as duas últimas de competência Federal (AESAs, 2016).

A bacia do rio Paraíba, também chamado de rio Paraíba do Norte, é a maior e mais importante do Estado, possuindo uma área de cerca de 20 mil km², representando 32% da área estadual. Apresenta uma propensão de armazenamento hídrico de mais de um bilhão de m³ com importantes açudes, como o Epitácio Pessoa, no município de Boqueirão e Acauã, no município de Itatuba (XAVIER et al., 2014).

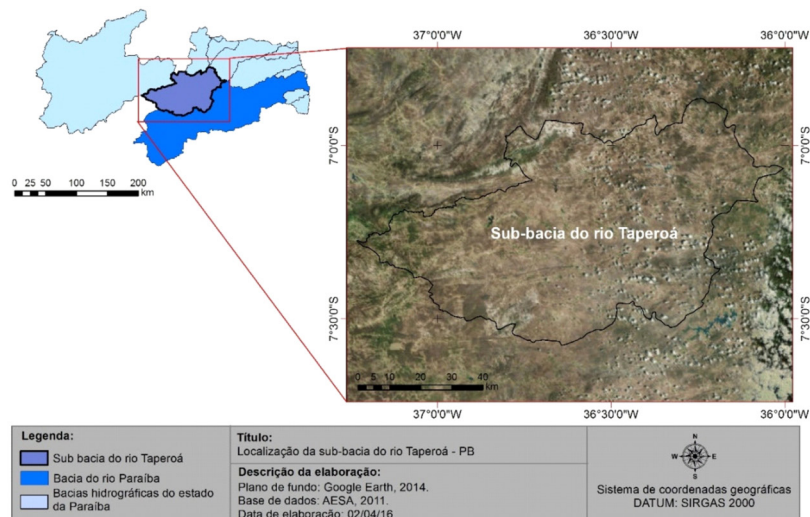
Para fins de análises e administração, e devido à sua larga escala de abrangência, a

bacia hidrográfica do rio Paraíba foi dividida em sub-bacia do rio Taperoá (Figura 1) e três regiões hidrográficas (Alto, médio e baixo Paraíba) (PERH-PB, 2006). A sub-bacia do rio Taperoá, localizada no centro do Estado, abrange 26 municípios. Possui clima do tipo BSw^h, de acordo com a classificação climática de Köppen, ou seja, semiárido quente, com precipitação pluvial média anual variando de 400 a 600 mm e com estação seca de 8 a 10 meses. No que diz respeito à geomorfologia, a área apresenta uma estrutura uniforme, com formas tabulares na grande maioria da área. A drenagem possui característica dendrítica, tendo como rio principal o rio Taperoá, que dá nome à Sub-bacia (LIMA, 2016).

Aquisição das imagens de satélite

As imagens utilizadas foram provenientes dos satélites Landsat 5 sensor TM, para 13/07/2002, e Landsat 8 sensor

Figura 1 – Localização da sub-bacia do rio Taperoá



Fonte: Lima, F. N. et al. (2016).

OLI, para 20/06/2014, ambos da órbita/ponto 215/65, e foram selecionadas tendo em vista a total ausência de nuvens e período chuvoso da área.

Processamento Digital das Imagens de Satélite

Todos os processos foram realizados a partir da utilização dos *softwares* Erdas Imagine 2010 e ArcGis 10 licenciados para o Laboratório de Cartografia Digital, Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto (CADIGEOS) dos cursos de Pós-graduação do Centro de Humanidades da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG).

Empilhamento

Consistiu na sobreposição das bandas 3 (Vermelho) e 4 (Infravermelho Próximo) do Landsat 5 TM, e das bandas 4 (Vermelho) e 5 (Infravermelho Próximo) do Landsat 8 OLI, utilizando o *software* Erdas Imagine 2010.

Reprojeção das imagens

As imagens obtidas têm como referência espacial o DATUM *World Geodetic System* (WGS) 1984, no sistema de coordenadas Universal Transversa de Mercator (UTM) Zona Norte, ou seja, ajustadas para o hemisfério norte. Assim, houve a necessidade da reprojeção dessas para WGS 1984 UTM Zona Sul.

Calibração Radiométrica

Segundo Markham e Baker (1987), a calibração radiométrica pode ser obtida para o Landsat 5 sensor TM, a partir da seguinte Equação 1:

$$L_{\lambda_i} = a_i + \frac{b_i - a_i}{255} ND \quad (1)$$

Onde L_{λ_i} é a radiância espectral, a_i e b_i são as radiâncias espectral mínima e máxima, ND é a intensidade do pixel; e i corresponde às bandas empilhadas do Landsat 5 TM.

Não há necessidade da realização desse processo nas imagens Landsat 8 OLI, tendo em vista a disponibilidade com esse processo realizado.

Cômputo da Reflectância

Para o computo da Reflectância do Landsat 5 TM, utilizou-se a Equação 2, proposta por Allen et al. (2002):

$$\rho_{\lambda_i} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda_i}}{k_{\lambda_i} \cdot \cos Z \cdot d_r} \quad (2)$$

No qual ρ_{λ_i} é a refletância planetária com correção para o ângulo solar, L_{λ_i} é a radiância espectral de cada banda, k_{λ_i} é a irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera, $\cos Z$ é o cosseno do ângulo zenital solar e d_r é o quadrado da razão entre a distância média Terra-Sol (r_0) e a distância Terra-Sol (r) em dado dia do ano (DSA).

A refletância para o Landsat 8, sensor OLI é calculada através da Equação 3, utilizando os metadados da imagem (USGS, 2015):

$$\rho_{\lambda_i}' = (M \rho + Q \text{ cal} + A \rho) / \cos Z \quad (3)$$

No qual ρ_{λ_i} é a refletância planetária

com correção para o ângulo solar, M_p é o fator multiplicativo (disponível no metadados), A_p é o fator aditivo (disponível no metadados), Q_{cal} os valores de pixel calibrados do produto padrão Quantized (DN) e $\cos Z$ é o cosseno do ângulo zenital solar.

IVAS

Para o cálculo do IVAS utilizou-se a seguinte Equação 4, tendo $L=0.5$ (HUETE, 1988):

$$IVAS = \frac{(1 + L)(\rho_{nir} - \rho_{red})}{(L + \rho_{nir} + \rho_{red})} \quad (4)$$

Onde o ρ_{nir} é o fluxo radiante no infravermelho próximo, e o ρ_{red} é o fluxo radiante na região vermelho do visível, sendo representado pelas bandas 4 e 3 para o Landsat 5 TM, 5 e 4 no Landsat 8 OLI. L é o fator de ajuste para correção dos efeitos causados pelo brilho do solo, sendo utilizado o valor de 0.5, devido aos bons resultados obtidos com esse fator para áreas de caatinga, como identificou Silva et al. (2015), tendo em vista densidade vegetal intermediária (PONZONI; SHIMABUKURO, 2007).

Recorte das áreas de estudo

O recorte foi realizado pela utilização do arquivo *shapefile* da Sub-bacia, disponibilizadas pela Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba (AESPA), e recortada a partir do programa ArcGis 10.

Detecção de mudanças

A ferramenta “*change detection*” do Erdas Imagine permite detectar mudanças

por meio de duas imagens do mesmo ponto e órbita, de datas distintas (2002-2014), inserindo essas como entrada. Esse método cria marcações através dos pixels que apresentam aumento ou diminuição maior que o valor do pixel da imagem pretérita inserida como entrada, criando as classes: Forte diminuição, Moderada diminuição, Sem alteração, Moderado aumento e Forte aumento representadas em porcentagem. Esses pixels poderiam, por exemplo, representar áreas onde um novo edifício foi construído ou um claro aumento em uma área florestal.

Quantificação dos dados

No ArcGis, obteve-se a quantidade de pixel por classe, disponibilizada no próprio histograma da imagem. Desse modo, a partir dessas informações, e sabendo que cada pixel dessas imagens tem dimensão de 30x30m, multiplicou-se o valor total de pixels por classe pelo tamanho da área de um pixel, obtendo-se, assim, o valor da área em metros quadrados por classe.

Resultados e Discussões

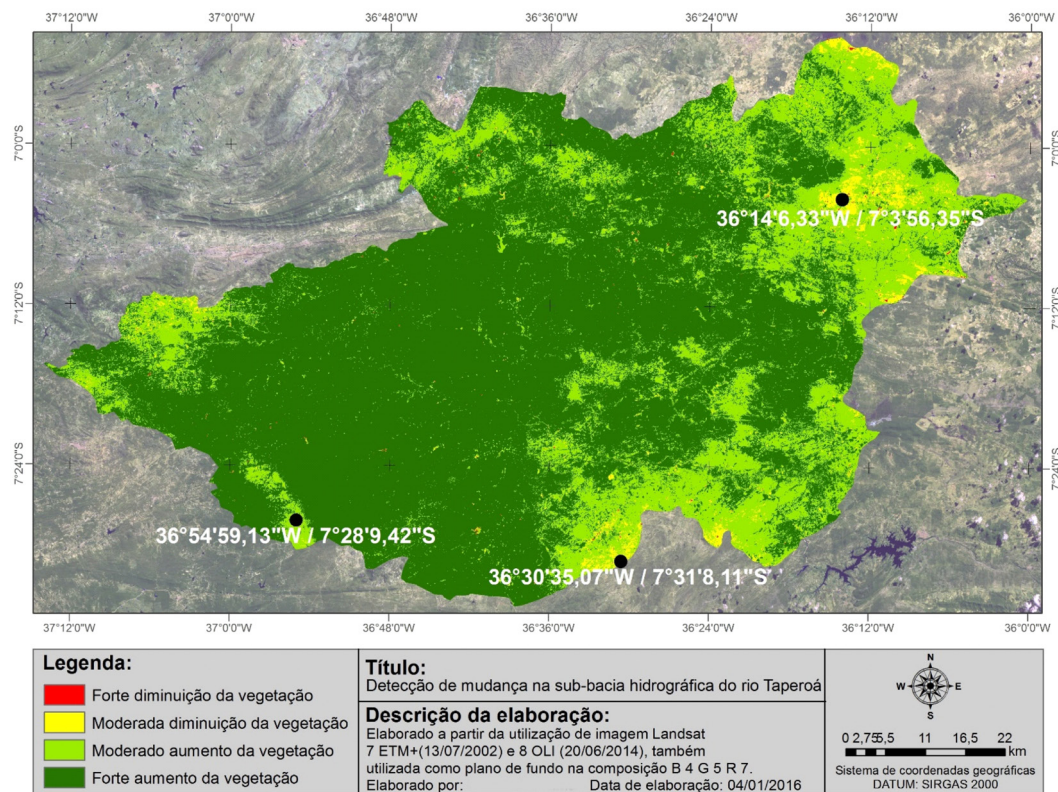
A imagem resultante do processo de detecção de mudanças, obtida a partir do IVAS, identificou quatro classes: Forte diminuição, Moderada diminuição, Moderado aumento e Forte aumento; a classe Sem Alteração não foi identificada, demonstrando modificações em toda a área no período de 2002-2014 (Figura 2).

A predominância da classe Forte aumento se dá por toda a imagem na Sub-bacia. A classe Forte diminuição, apesar de ser identificada, é imperceptível, com pequenas áreas isoladas, visualizadas

principalmente próximo ao ponto de controle 1 ($36^{\circ}14'6,33''\text{W}/7^{\circ}3'56,35''\text{S}$) (Figura 2), que foi escolhido com base na sua representatividade, inserida em áreas classificadas como Moderada diminuição. A classe Moderada diminuição tem representações consideráveis concentradas na porção nordeste da Sub-bacia, e principalmente, no entorno das áreas urbanas, como demonstra o ponto de controle 1 ($36^{\circ}14'6,33''\text{W}/7^{\circ}3'56,35''\text{S}$), localizando o município de Soledade - PB e o ponto de

controle 2 ($36^{\circ}30'35,07''\text{W}/7^{\circ}31'8,11''\text{S}$), também escolhido com base na sua relevância para a análise, com Serra Branca - PB. A classe Moderado aumento apresenta-se principalmente bordeando as áreas classificadas como Moderada diminuição, contudo, como mostra o ponto de controle 3 ($36^{\circ}54'59,13''\text{W}/7^{\circ}28'9,42''\text{S}$), área de interesse para corroborar a pesquisa, também existem áreas de Moderado aumento inseridas em grandes áreas classificadas como Forte aumento da vegetação.

Figura 2 – Detecção de mudança na sub-bacia hidrográfica do rio Taperoá

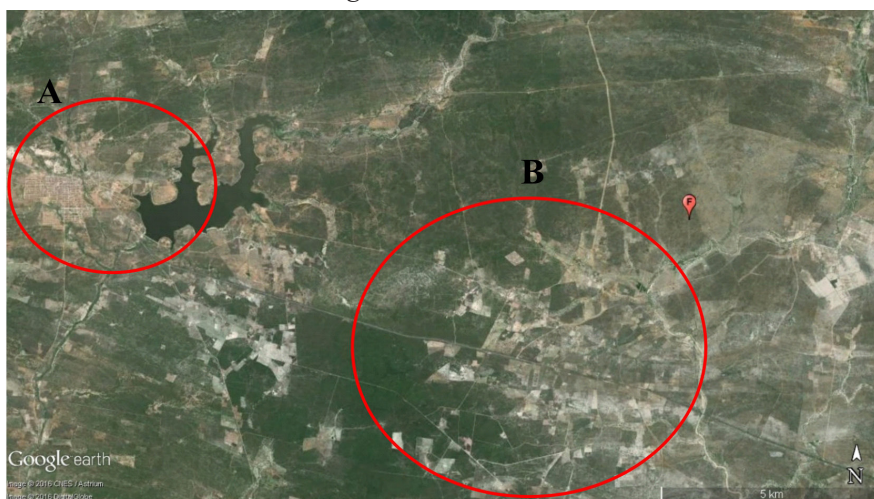


Fonte: Lima, F. N. et al. (2016).

A figura 3, pontos A e B (ponto de controle 1 da Figura 2) confirma que a classe Forte diminuição está inserida em uma área com configurações agropecuárias (B), tendo em vista que, de acordo com

Rudorff e Moreira (2002), é possível identificar tais áreas através de elementos da fotointerpretação, como: forma, sombreamento e textura; sabendo que tais áreas diferenciam-se do meio natural pelos

Figura 3 – Ponto de controle 1 da Figura 2



Fonte: Base de dados do Google Earth (2016).

seus recortes geométricos. Há grandes extensões com pouca ou nenhuma vegetação e proximidade com a área urbana de Soledade – PB (A), que tem na agropecuária a terceira maior variável responsável pelo Produto Interno Bruto (PIB) desse Município, sendo de R\$ 9.441,00 de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) no ano de 2011.

Também foi possível visualizar áreas com o solo desnudo, o que pode resultar problemas como o surgimento de processos erosivos. A partir de fotografias registradas no município de Taperoá, inserido na Sub-

bacia, constatou-se uma área com pouca ou quase nenhuma vegetação em processo inicial de erosão do solo (Figura 4). Em outra área, nas proximidades do mesmo município, identificou-se a retirada de argila dos solos aluviais, provindos dos rios, para a fabricação de tijolos artesanais (Figura 5), sugerindo um forte processo de degradação dos solos na Sub-bacia. Esses pontos estão justamente na área classificada como Forte a Moderada diminuição, ou seja, todo o perímetro da Sub-bacia está classificado como área modificada no sentido de redução da vegetação de Caatinga.

Figura 4 – Ravinamento em solo raso, decorrendo do escoamento superficial no município de Taperoá – PB em 2008



Fonte: Lima, F. N. et al. (2016).

Figura 5 – Retirada de argila para produção de tijolos artesanais nas imediações do município de Taperoá – PB em 2008.

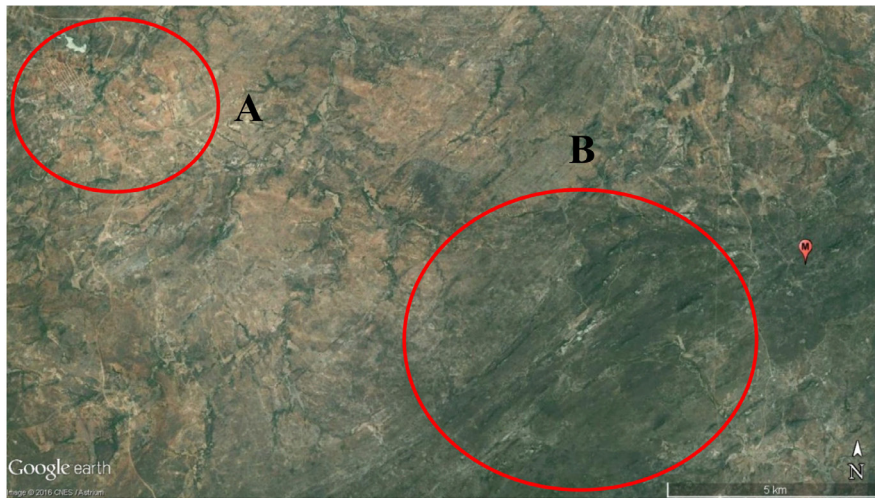


Fonte: Lima, F. N. et al. (2016).

No ponto de controle 2, da figura 2, classificado como de Moderada diminuição, percebeu-se a proximidade com a área urbana do município de Serra Branca – PB (Figura 6 - A), contudo, também apresenta Caatinga arbustiva nos vales e relevo mais

elevado em decorrência do isolamento pela declividade do terreno (Figura 6 - B), além de Município apresentar um relevo suavemente ondulado, com grandes afloramentos rochosos, sem a presença de vegetação em decorrência desses afloramentos.

Figura 6 – Ponto de controle 2 da Figura 2



Fonte: Base de dados Google Earth (2016).

Contudo, diferentemente do ponto de controle 1, apesar da proximidade com a área urbana, no entorno, não foi possível perceber áreas de agropecuária. Assim, comparado com o município de Soledade - PB, percebeu-se que, apesar de Serra Branca - PB também ter, como Soledade, a agropecuária como a terceira maior variável do PIB, esta apresenta uma dependência

menor, sendo de R\$ 4.352,00 no ano de 2011, de acordo com o IBGE. A principal fonte de renda é o setor de serviços que, de acordo com o IBGE, obteve rendimento de R\$ 27.088,00 no ano de 2011. Nesse Município, há áreas de solo desnudo e algumas áreas cobertas por vegetação espaçadas, mas não há visíveis áreas com configuração agropecuária (Figura 7).

Figura 7 – Solo exposto com vegetação espaçada no município de Taperoá em 2008

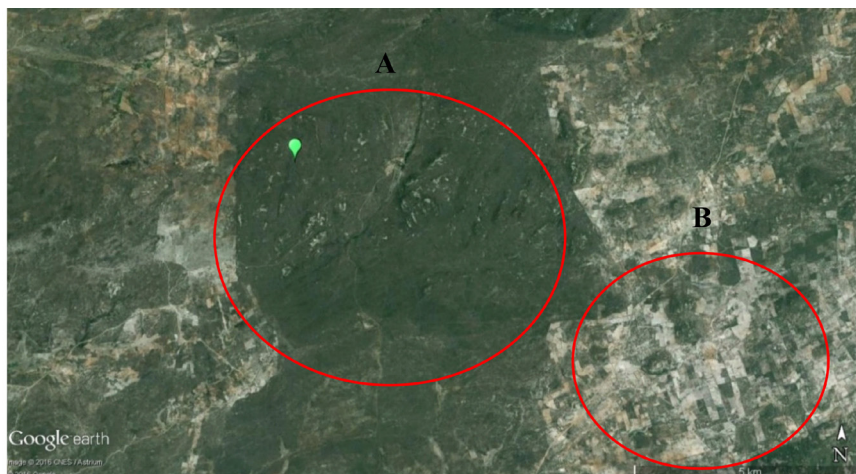


Fonte: Lima, F. N. et al. (2016).

O ponto de controle 3, da figura 2, apresenta configuração peculiar, tendo em vista que a área classificada como Moderado aumento apresenta área de Caatinga arbustiva adensada (Figura 8 - A) e, em seu entorno, classificado como Forte aumento, percebem-se extensões de áreas

agropecuárias e Caatinga arbustiva aberta (Figura 8 - B), o que, por sua vez, pode indicar hipoteticamente que a área foi classificada como Forte aumento devido ao ápice da vegetação agrícola no momento da passagem do satélite na área, não indicando, assim, preservação da vegetação nativa da área.

Figura 8 - Ponto de controle 3 da Figura 2



Fonte: Base de dados Google Earth (2016).

Quantificando as áreas classificadas, identificou-se que maior parte da Sub-bacia apresentou a classe de Forte aumento da vegetação, sendo essa área de 4027,17 km², seguida das áreas classificadas como classe Moderado aumento, 1528,68 km², em consequente a classe Moderada diminuição com 113,22 km², havendo menor área de abrangência da superfície identificada como classe de Forte diminuição, 4,78 km² (Tabela 3).

Tabela 3 – Quantificação das classes

Classes	Área (km ²)
Forte diminuição	4,78
Moderada diminuição	113,22
Moderado aumento	1528,68
Forte aumento	4027,17

Fonte: Lima, F. N. et al. (2016).

No entanto, Alves (2009) e Alves (2008) afirmam que o Cariri paraibano, no qual se insere a sub-bacia do rio Taperoá, é uma região fornecedora de madeira para diversas atividades econômicas no Estado, mas, principalmente, para a produção do carvão, além de haver degradação causada pela pecuária extensiva e agricultura predominante na Região, o que provoca um forte processo de degradação e redução da Caatinga. De acordo com Silva et al. (2013) e Duarte e Barbosa (2010), o município de Taperoá, inserido na Sub-bacia, também se encontra em um processo de uso excessivo dos recursos naturais, principalmente no que diz respeito à retirada da vegetação nativa para expansão da agropecuária. Apesar disso, Lima (2014) destaca um quadro de recuperação geral da vegetação na sub-bacia do rio Taperoá, que pode ser consequência de áreas ainda

preservadas, bem como, do abandono e da diminuição do uso intenso do solo.

Diante dessas discussões e dos resultados obtidos por Detecção de Mudança ao ambiente, cabe inferir tanto a recuperação da vegetação com base na classificação de Forte aumento da vegetação na área, como também a influência do período chuvoso nos resultados obtidos, detectando-se fragilidade da análise por detecção de mudança, utilizando apenas duas imagens para análise da vegetação de caatinga.

Tendo em vista que a vegetação de Caatinga é influenciada pelo período de chuva, e sua biomassa modifica-se a partir da disponibilidade de água no solo, obtém-se uma interferência direta na resposta espectral da vegetação (FRANCISCO et al., 2012). Assim, a pluviometria, registrada durante o mês em que a imagem de satélite foi capturada, influenciou diretamente os resultados obtidos a partir da análise comparativa realizada pela Detecção de Mudança da vegetação.

Assim, a classificação resultante da Detecção de Mudança da vegetação pode ser explicada pelos dados de precipitação obtidos na Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba (AESA) (2016) (Tabela 4), sendo que, em julho de 2002, mediu-se a precipitação de 269,8 mm e, em junho de 2014, mediu 457,4 mm, demonstrando que, em junho de 2014, houve 187,6 mm a mais que no ano de 2002, período de El niño (FRANCISCO et al., 2012).

Tabela 4 – Precipitação referente aos meses de imageamento das imagens

Mês/ano	Precipitação (mm)
Julho/2002	269,8
Junho/2014	457,4

Fonte: AESA (2016).

Sabendo que a biomassa da vegetação de Caatinga oscila de acordo com a umidade, os resultados obtidos pela Detecção de Mudança comparando duas imagens em um ambiente de Caatinga podem oscilar conforme a precipitação anterior ao momento do imageamento.

Portanto, não é possível afirmar, apenas pelos resultados obtidos com a Detecção de Mudança, que a Sub-bacia caracteriza-se como uma área preservada ou de crescente recuperação da vegetação de Caatinga apenas através da classificação de Forte aumento da vegetação, porque os resultados podem variar conforme a resposta espectral da vegetação de Caatinga e tendo em vista que essa tem uma rápida resposta à presença de umidade e aumento da pluviometria.

Afinal, percebeu-se a necessidade da adequação desse método de análise para a realidade encontrada no bioma Caatinga, ou corroboração dos resultados atribuídos a esse método, sendo indicadas aplicações de posteriores ajustes com trabalhos *in loco*.

Conclusões

O processo de detecção de mudanças demonstrou modificações em toda a área no período de 2002-2014.

A predominância da classe Forte aumento da vegetação se dá por toda a imagem na Sub-bacia. A classe Forte diminuição apesar de ser identificada, é imperceptível. A classe

Moderada diminuição tem representações consideráveis, concentrada na porção nordeste da Sub-bacia e, principalmente, no entorno das áreas urbanas. A classe Moderado aumento apresenta-se principalmente bordeando as áreas classificadas como Moderada diminuição. Também existem áreas de Moderado aumento inseridas em grandes áreas classificadas como Forte aumento da vegetação.

Diante dos resultados obtidos, cabe inferir tanto a recuperação da vegetação com base na classificação de Forte aumento na área, como também a influência da umidade nos resultados obtidos, detectando-se fragilidade nos resultados obtidos com base apenas na detecção de mudança, utilizando duas imagens, para análise da vegetação de Caatinga.

Portanto, não é possível afirmar, apenas com a Detecção de Mudança, realizada através do método tradicional de comparação entre duas imagens de anos distintos, que a Sub-bacia caracteriza-se como uma área preservada ou em largo processo de regeneração, tendo em vista que os resultados podem variar conforme a resposta espectral da vegetação captada pelo sensor do satélite, que se modifica de acordo com a reação da vegetação de Caatinga em relação à pluviometria e à umidade.

Dessa forma, orienta-se a necessidade da adequação desse método de análise para a realidade encontrada no bioma Caatinga, ou corroboração dos resultados atribuídos a esse método, sendo indicadas aplicações de posteriores ajustes com trabalhos *in loco*.

Referências

AESA. Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba. **Relatório Anual Hidrológico sobre a situação dos Recursos Hídricos no Estado da Paraíba**. 2016. Disponível em: <<http://www.aesa.pb.gov.br/relatorios/hidrologico/>>. Acesso em: 25 jan. 2016.

ALLEN, R. B.; W. G. M.; WATERS, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Algorithms Surface Energy Balance for Land (SEBAL). **Idaho Implementation** – Advanced Training Manual and Users, v. 1, 2002.

ALVES, J. J. A. **Bio_geografia**. João Pessoa: Fotograf, 2008.

ALVES, J. J. A. Caatinga do Cariri paraibano. **GEONOMOS**, v. 17, n.1, p. 19-25, 2009.

BITTENCOURT, H. R. **Deteção de mudanças a partir de imagens de fração**. 2011. 113 f. Tese (Doutorado em Geografia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2011.

BRUZZONE, L.; PRIETO, D. F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. **IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, Piscataway**, v. 38, n. 3, 2000.

CANTY, M. J. **Image analysis, classification and change detection in remote sensing**. Boca Raton. FL: CRC Press, 2007.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de Sensoriamento Remoto**. Campinas: IG/UNICAMP, 1992.

DUARTE, S. M. S.; BARBOSA, M. P. Estudo dos recursos naturais e as potencialidades no município de Paperoá, estado da Paraíba. **Qu@litas revista eletrônica**, v. 9, n. 1, 2010. Disponível em: <<http://revista.uepb.edu.br/index.php/qualitas/article/view/587/412>>. Acesso em: 10 maio 2016.

EPIPHANIO, J. C. N.; GLERIANI, J. M.; FORMAGGIO, A. R.; RUDORFF, B. F. T. Índices de vegetação no sensoriamento remoto da cultura do feijão. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 31, n. 6, p. 445-454, 1996.

FRANCISCO, P. R. M.; CHAVES, I. de B.; CHAVES, L. H. G.; LIMA, E. R. V. de. Deteção de mudanças da vegetação de Caatinga. **Revista brasileira de Geografia Física**, v. 5, n. 6, p. 1473-1487, 2012.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sens. Environ.**, v. 25, p. 53-70, 1988.

JESEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente**: uma perspectiva em recursos terrestres. Traduzido por: José Carlos Neves Epiphânio. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

LIMA, P. P. S. de. **Análise do processo de degradação/desertificação na bacia do rio Taperoá/PB através de indicadores e geotecnologias**. 2014. Dissertação (Mestrado em Desenvolvimento e Meio Ambiente) – Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2014.

LIMA, F. N. **Diagnóstico ambiental da sub-bacia do rio Taperoá-PB**. 2016. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Geografia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2016.

MARKHAM, B. L.; BARKER, L. L. Thematic Mapper Bandpass Solar Exoatmospherical irradiances. **International Journal of Remote Sensing**, v.8, n.3, 1987.

MONTEIRO, T. R. R. **Uso dos solos, índices de vegetação e degradação na APA das Onças – PB**. 2013. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2013.

NASA. **The Landsat program**. 2010. Disponível em: < <http://landsat.gsfc.nasa.gov/>>. Acesso em: 11 abr. 2015.

PONZONI, F. J. Comportamento espectral da vegetação. In: MENESES, P. R.; NETTO, J. S. M. (Org.). **Sensoriamento remoto, reflectância dos alvos naturais**. Brasília – DF: Editora Universidade de Brasília - UNB, Embrapa Cerrados, 2001. p. 157-199.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação**. 1. ed. São José dos Campos: Parêntese, 2007. 135 p. v.1.

RADKE, R. J.; ANDRA, S.; AL-KOFAHI, O.; ROYSAM, B. Image change detection algorithms: a systematic survey. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 14, n. 3, 2005.

ROSA, R. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. Uberlândia: EDUFU, 2003.

RUDORFF, B. F. T.; MOREIRA, M. A. Sensoriamento remoto aplicado à agricultura. In: RUDORFF, B. F. T.; MORAES, E. C.; PONZONI, F. J.; CAMARGO JÚNIOR, H.; CONFORTE, J. C.; MOREIRA, J. C.; EPIPHANIO, J. C. N.; MOREIRA, M. A.; KAMPEL, M.; ALBUQUERQUE, P. C. G. de; MARTINI, P. R.; FERREIRA, S. H.; TAVARES JÚNIOR, S. S.; SANTOS, V. M. N. dos (Ed.). **Curso de uso de sensoriamento remoto no estudo do meio ambiente**. São José dos Campos: INPE, 2002.

SILVA, E. T. J. B. **Utilização dos índices de Vegetação do sensor MODIS para detecção de desmatamentos no Cerrado**: investigação de parâmetros e estratégias. 2004. Dissertação (Mestrado em Geologia) – Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2004.

SILVA, G. J. F.; GOMES, L. C. F.; SILVA, V. M. A.; FARIAS, A. A.; SOUZA, L. H. G. de; Análise de relevo e uso do solo no município de Taperoá – PB utilizando técnicas de geoprocessamento. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16., 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013.

SILVA, M. V. R. da; CHAVES, M. J.; VASONCELOS, R. N. de; DUVERGER, S. G. Aplicação do Índice de Vegetação Ajustado ao Solo – SAVI para a identificação de fragmentos de caatinga em cultivos de *Agave sisalana* Perrine na região Semiárida do Brasil. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: 2015.

SINGH, A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, n. 6, 1989.

TENG, S. P.; CHEN, Y. K.; CHENG, K. S.; AND LO, H. C. Hypothesis-test-based land cover change detection using multi temporal satellite images – A comparative study, *Advances in Space Research*, v. 41, n. 11, 2008.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). **Landsat Project Description**. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/about_project_descriptions.php> Acesso em: 10 maio 2016.

XAVIER, R. A.; DORNELLAS, P. C.; MACIEL, J. S.; DO BÚ, J. C. Produção de sedimentos suspensos na bacia do rio Paraíba-PB. **REVISTA GEONORTE**, Edição Especial 4, v.10, n.1, p.433-436, 2014.