

## Análise multitemporal da cobertura vegetal afetada por movimentos de massa no município de Nova Friburgo-RJ

Camile Sothe<sup>1</sup>  
Jéssica Gerente<sup>1</sup>  
Maria Isabel Sobral Escada<sup>1</sup>  
Cláudia Maria de Almeida<sup>1</sup>  
Marcos Benedito Schimalski<sup>2</sup>  
Cristiane Nunes Francisco<sup>3</sup>  
Veraldo Liesenberg<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE  
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil  
{camile.sothe}{jessica.gerente}@inpe.br; isabel@dpi.inpe.br; almeida@dss.inpe.br.

<sup>2</sup> Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC). Centro de Ciências Agroveterinárias (CAV), Av. Luiz de Camões, 2090, 88520-000 - Lages - SC, Brasil.  
a2mbs@udesc.br; veraldo@gmail.com

<sup>3</sup> Universidade Federal Fluminense – UFF EGG – Departamento de Análise Geoambiental – CEP 24210-346 – Niterói - RJ, Brasil.  
crisnf@vm.uff.br

**Abstract.** In the past, different approaches for automated mass movements identification based on multispectral orbital images were developed to focus on the analysis of the spatial distribution of mass movements occurrences related to distinct triggering events. However, a continual multi-temporal analysis is important for monitoring vegetation recovery of affected areas. The first objective of this paper was to use a semi-automated mapping approach based on ALOS and RapidEye time series data. For change detection, a threshold method was applied in a difference image resulting from the subtraction between NDVI and GNDVI from 2010 and 2011 images. The second objective was to check recovery vegetation areas incorporating the 2015 image at issue. For this purpose, NDVI and GNDVI of three images associated with change objects resulting from the first objective described above were used in a decision tree classification algorithm. The change detection approach resulted in the identification of nearly 129-145 ha associated with mass movements' occurrence. A quantitative accuracy assessment for these two methods has revealed a detection percentage of 75% of mass movements with the NDVI method, and 67% with the GNDVI method, however, NDVI resulted in higher commission errors. The classification with C4.5 decision tree algorithm revealed 121ha of areas under recovery in 2015, while 106 ha have not been undergone recovery yet. The study proved the suitability of the developed approaches for efficient spatiotemporal mass movements mapping areas, representing an important prerequisite for mass movements hazard and risk assessment at the regional scale.

**Palavras-chave:** landslides inventory, remote sensing, time series analysis.

### 1. Introdução

Movimentos de massa são fenômenos naturais destrutivos que podem levar a sérios problemas, como perdas econômicas, danos aos recursos naturais e até mesmo ferimentos e óbitos. Observa-se um aumento significativo na frequência de desastres naturais no Brasil, sobretudo associados a movimentos de massa. De acordo com Brasil (2013), as ocorrências de desastres naturais envolvendo movimentos de massa passaram de 4% para 96% na última década. Tal aumento é decorrente, sobretudo, de alterações climáticas (aumento de eventos extremos) e expansão urbana em áreas irregulares (Robaina, 2008).

Usualmente, os parâmetros para classificação de movimentos de massa derivam de dados históricos, pesquisas em campo e interpretação visual de imagens orbitais ou aéreas. No entanto, dados históricos nem sempre estão disponíveis ou completos; pesquisas de campo

intensivas são impraticáveis para estudos em largas escalas; e a análise visual de imagens espectrais pode ser uma tarefa demorada (Escape et al., 2014) e, ainda, sujeita à subjetividade do analista. Desta forma, o sensoriamento remoto torna-se uma alternativa atraente para detecção e monitoramento de áreas atingidas por esse tipo de fenômeno.

De acordo com Behling et al. (2014), a maioria dos métodos automatizados que usam dados de sensoriamento remoto óptico foi aplicada ao mapeamento de movimentos de massa em apenas uma data, logo após a ocorrência, ou à uma detecção de mudança bitemporal entre um par de imagens pré e pós-evento. No entanto, poucos estudos têm como enfoque a avaliação do processo de recuperação da vegetação nos locais afetados ao longo do tempo. De acordo com os autores, a vegetação ajuda a estabilizar encostas, gerando uma taxa de saturação menor e, portanto, aumentando as forças de resistência do solo a erosões pluviais e movimentos de massa superficiais. Por este motivo, a avaliação da distribuição espacial de coberturas vegetais danificadas e suas condições de recuperação são importantes para auxiliar na análise da susceptibilidade do terreno às novas ocorrências de movimentos de massa (Zhang et al., 2015).

A perda de vegetação causada por movimentos de massa gera um contraste espectral entre as cicatrizes e suas adjacências (geralmente áreas vegetadas), facilitando a detecção de locais afetados em imagens ópticas (Martha et al., 2012; Behling et al. 2014). Por este motivo, os índices de vegetação que exploram este contraste têm sido amplamente utilizados como forma de detectar mudanças relacionadas à cobertura vegetal. Dentre eles, citam-se o índice de vegetação por diferença normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* -NDVI) (Hölbing et al., 2015; LI et al., 2015) e o índice de vegetação por diferença normalizada verde (*Green NDVI* – GNDVI, ou também conhecido como *Green-Red Vegetation Index* - GRVI) (Gitelson et al., 2002; Motohka et al., 2010; Hölbing et al., 2015).

Segundo Lin et al. (2004), o NDVI multitemporal tem sido utilizado com eficácia para classificação da cobertura da terra, possibilitando realizar a descrição temporal e espacial da dinâmica vegetacional e o monitoramento da dinâmica sazonal de florestas. Porém, segundo Gitelson et al. (2002), este índice mostra problemas de saturação em coberturas florestais densas, o que o torna insensível a determinadas mudanças. Isto ocorre principalmente devido à resposta espectral da vegetação na faixa do infravermelho próximo (IVP), que pode ficar saturada mais rapidamente. Os autores propõem a substituição do IVP pelos valores de reflectância correspondentes à faixa espectral do verde para o cálculo do NDVI, gerando o denominado GNDVI.

Diante disso, o objetivo geral deste estudo é realizar uma análise multitemporal de áreas afetadas por movimentos de massa, em uma região de Nova Friburgo-RJ, que ocorreram em janeiro do ano de 2011, empregando os índices de vegetação NDVI e GNDVI. Foram utilizadas imagens do sensor ALOS/AVNIR-2/PRISM do ano de 2010 (antes do evento), e imagens da constelação de sensores RapidEye dos anos de 2011 (oito meses após o evento) e de 2015 (quatro anos após o evento). Como objetivos específicos, citam-se: 1) detecção das áreas afetadas por movimentos de massa, por meio da aplicação de limiares de mudança sobre imagens NDVI e GNDVI pré e pós-evento (anos de 2010 e 2011); e 2) classificação da recuperação da cobertura vegetal afetada nessas áreas, usando os atributos GNDVI e NDVI das imagens das três datas na classificação supervisionada com o algoritmo de árvore de decisão, o C4.5.

### 3. Material e Métodos

A área de estudo possui 41,25 km<sup>2</sup> e está situada na Bacia Hidrográfica do Rio Roncador e Bairro do Córrego Dantas, município de Nova Friburgo. Este município se localiza na região serrana fluminense, na unidade geomorfológica denominada como Planalto Reverso da Região Serrana (Dantas, 2001), apresentando relevo montanhoso a escarpado, com altitude

variando entre 400 e 2.300 m. Os terrenos mais íngremes e elevados, devido à difícil acessibilidade, mantêm a cobertura florestal preservada, representando cerca de 70% do seu território (CIDE, 2003). Essa unidade geomorfológica apresenta alta suscetibilidade a eventos erosivos, dentre eles, movimentos de massa, devido a suas características geológicas e geomorfológicas (Dantas, 2001) e foi gravemente afetada por movimentos de massa em um evento excepcional de chuvas ocorrido entre os dias 11 e 12 de janeiro de 2011.

Foram utilizadas três diferentes imagens para o processamento dos dados. A cena correspondente ao período pré-evento foi obtida em 2010 pelo sensor ALOS/AVNIR-2, a qual possui resolução espacial de 10 m, correspondendo a três bandas do visível e uma do IVP. As bandas multiespectrais foram fusionadas com a imagem pancromática do sensor ALOS/PRISM, adquirida na mesma data, com resolução espacial de 2,5 m. Para a análise pós-evento, utilizou-se a cena nº 2328825 do sensor da constelação RapidEye, das datas de agosto de 2011 e outubro de 2015. As imagens provenientes de sensores da constelação RapidEye possuem resolução espacial de 5 m e cinco bandas espectrais: três no visível, uma no vermelho limítrofe (*Red-edge*) e outra no IVP.

Utilizou-se o algoritmo *Quick Atmospheric Correction* disponível no ENVI 5.0 para a correção atmosférica. Neste aplicativo, também foi feito o recorte da área de interesse, abrangendo 1.422 x 1.167 *pixels*. Apesar de as imagens das três datas estarem aparentemente registradas, foi efetuado um correto registro com pontos de controle gerados automaticamente no *software* ENVI. Foram usados 75 pontos de controle, resultando em um erro mínimo (RMSE - *Root Mean Square Error* ou Raiz do Erro Quadrático Médio) < 0,9 m entre a imagem do sensor ALOS e as imagens RapidEye. Aplicou-se a técnica de *histogram matching* para normalizar a radiometria das cenas das três datas. Neste processo, o primeiro passo foi a equalização do histograma da imagem ALOS de 2010. O segundo passo foi a normalização do histograma equalizado dessa imagem para o histograma das imagens RapidEye de 2011 e 2015. Para possibilitar a avaliação da acurácia das técnicas de detecção de mudanças, as cicatrizes de movimentos de massa foram vetorizadas manualmente por interpretação visual em tela. Para tal, utilizou-se como base a cena RapidEye de 2011 e imagens históricas de alta resolução espacial presentes no aplicativo *Google Earth*.

Para a detecção de mudanças visando identificar locais que tiveram a cobertura vegetal danificada por movimentos de massa, foram utilizados dois índices: NDVI e GNDVI. Nesta etapa, cada imagem NDVI e GNDVI pré-evento foi subtraída de sua correspondente imagem NDVI e GNDVI pós-evento. Em geral, valores altos de NDVI e GNDVI indicam maior atividade fotossintética e maior cobertura de vegetação. Motohka et al. (2010) citam três grupos que apresentam padrões diferenciados de reflectância espectral para os principais componentes da cobertura da terra ao se utilizar o GNDVI: vegetação verde (em que a reflectância na faixa espectral do verde é maior que no vermelho), solos (reflectância na faixa espectral do verde é inferior ao vermelho) e água/sombra (reflectância nas faixas espectrais do verde e vermelho são similares). Desta forma, valores negativos obtidos na diferença entre os pares de imagem NDVI e GNDVI pré e pós-evento podem servir como indicativo de potenciais áreas de ocorrência de movimentos de massa, já que identificam áreas com perda de vegetação entre uma data e outra (Behling et al., 2014).

As imagens NDVI e GNDVI resultantes da subtração foram submetidas ao processo de fatiamento, com a finalidade de identificar manualmente os melhores limiares de mudança para detectar a perda de cobertura vegetal associada ao desastre. Após este processo, as áreas consideradas “mudança”, de acordo com o limiar estipulado para as imagens “diferença” de NDVI e de GNDVI, foram vetorizadas para possibilitar o cruzamento com o mapa de referência no aplicativo QGIS 2.8. Ainda antes do cruzamento, foi feito o refinamento dos resultados, em que polígonos menores que 0,03 ha foram excluídos.

Para avaliar a acurácia dos resultados, os mapas (ou polígonos) com áreas consideradas “mudança” para as imagens pré e pós-evento (2010 e 2011), resultante das duas técnicas utilizadas (diferença NDVI e GNDVI), foram cruzados com o mapa de referência. Deste cruzamento, calcularam-se os seguintes parâmetros: verdadeiros positivos (VP), falsos negativos (FN), falsos positivos (FP), porcentagem de detecção, erros de omissão - EO e erros de comissão - EC. Os VPs compreendem os movimentos de massa corretamente detectados. Os FNs correspondem aos movimentos de massa que existem na referência, porém, não foram detectados pelas abordagens, e os FPs correspondem às áreas detectadas como mudanças, mas que não constam na referência. EO e EC descrevem a influência dos FNs e FPs, respectivamente (Martha et al., 2012). A porcentagem de detecção corresponde à porcentagem de movimentos de massa que foi corretamente identificada pelas técnicas testadas.

Após a detecção de mudanças, seguiu-se para o segundo objetivo do trabalho, a classificação de áreas em recuperação relativas à cobertura vegetal afetada. Ressalta-se que, devido ao lapso temporal entre o evento de movimentos de massa de 2011 e a imagem de 2015, a análise da recuperação da vegetação em locais afetados ficou restrita às áreas detectadas como mudanças no primeiro momento, com as imagens 2010 e 2011. Tal procedimento foi julgado adequado para evitar a avaliação de locais que, por algum outro motivo, sofreram perda ou ganho de cobertura vegetal entre os anos de 2011 e 2015, mas que não tinham relação com o fenômeno estudado.

Primeiramente, criou-se uma composição de seis bandas correspondentes ao NDVI e GNDVI das imagens das três datas. Esta composição, juntamente com os polígonos “mudança” resultante da primeira análise, foram importadas no *software* TerraView 4.2.2, no qual se utilizou uma abordagem baseada em objeto, já que os atributos foram extraídos de polígonos compostos por vários *pixels*. No *plugin* GeoDMA, extraiu-se a média espectral normalizada pela função mín/máx do NDVI e GNDVI das três datas de cada polígono classificado como “mudança”. Em seguida, foram coletadas amostras de polígonos considerados “em recuperação” e de polígonos considerados “não recuperados” e procedeu-se à classificação com o algoritmo árvore de decisão C4.5. Destaca-se que neste trabalho, consideraram-se em recuperação as áreas atingidas por movimentos de massa que na imagem do ano de 2015 apresentam cobertura vegetal, independente do tipo e estágio sucessional dessa vegetação.

Após a classificação, foi feita uma inspeção visual dos resultados. Nesta etapa, possíveis erros grosseiros do classificador que resultaram em áreas em recuperação consideradas como não recuperadas e, vice-versa, foram editados manualmente. Por fim, calculou-se o total de áreas consideradas em recuperação e não recuperadas. Com os atributos extraídos de cada polígono, verificou-se a trajetória do NDVI das áreas em recuperação e não recuperadas para as três datas.

#### 4. Resultados e Discussão

A Tabela 1 mostra os limiares de mudança definidos para as imagens diferença do NDVI e GNDVI e os resultados obtidos a partir do cruzamento com o mapa de referência, que contém 193 ha contabilizados como movimentos de massa.

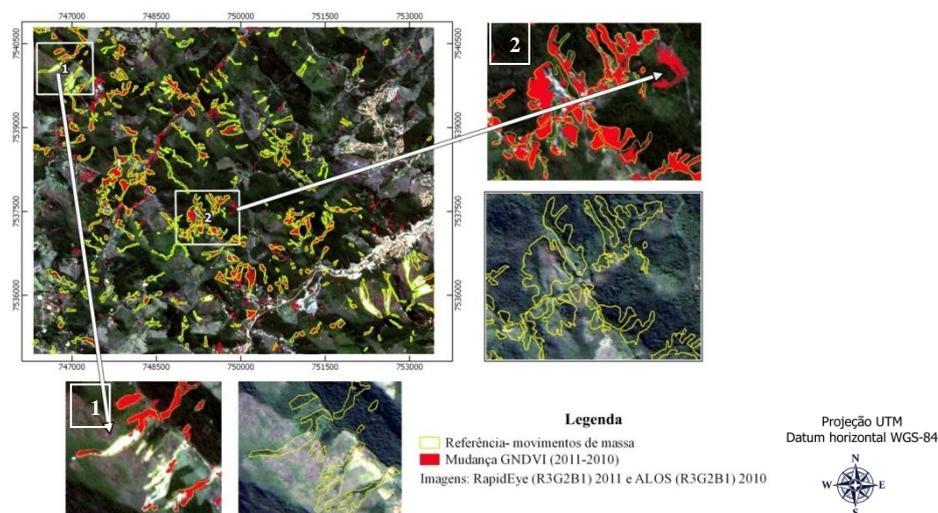
**Tabela 1.** Resultados obtidos a partir das técnicas de detecção de mudanças comparadas ao mapa de referência.

Imagens	Limiar	Área de mudança (ha)	VPs (ha)	PD (%)	EO (%)	EC (%)
Dif_NDVI	$\leq 0,2$	357	145	75	25	59
Dif_GNDVI	$\leq -0,17$	233	129	67	33	44

Para a definição manual dos limiares de mudanças, tentou-se evitar os erros de omissão ou comissão. Percebeu-se que a definição de limiares mais amplos aumentava o número de FPs, ao passo que se colocados limiares mais restritos, aumentava-se o número de FNs. Apesar de a diferença entre as imagens NDVI ter alcançado maior porcentagem de detecção dos movimentos de massa (75%), este índice teve maiores erros de comissão (59%), resultado do mapeamento de mudanças não relacionadas aos movimentos de massa. Já a diferença do GNDVI detectou 67% dos movimentos de massa, porém, manteve-se mais restrito ao mapeamento de mudanças abruptas como os movimentos de massa.

Resultados parecidos foram encontrados por Rau et al. (2014), que, ao classificarem movimentos de massa utilizando imagens ópticas de alta resolução espacial e MDE, alcançaram porcentagens de detecção variando entre 64,8% e 92,7%. Behling et al. (2014) utilizaram uma abordagem semelhante a este trabalho, definindo mudanças através de limiares da trajetória do NDVI para o mapeamento de movimentos de massa, em uma série temporal de imagens RapidEye no sul de Kyrgyzstan, e alcançaram 90% de detecção.

Ambos os métodos tiveram maiores erros de omissão em locais de movimentos de massa que não acarretaram perda da cobertura vegetal, pelo fato de terem sido deflagrados em áreas que já não possuíam vegetação expressiva, como áreas rochosas (Figura 1, zoom 1). Os erros de comissão estão associados a outras mudanças mais sutis da cobertura vegetal, como alterações em áreas urbanas, construção de estradas e cultivos agrícolas (Figura 1, zoom 2). Cabe ressaltar, no entanto, que apesar de áreas FP serem contabilizadas como erros de comissão, não necessariamente se trata de um erro em absoluto, já que as técnicas detectaram locais com alguma mudança, esteja ela relacionada ou não ao desastre.



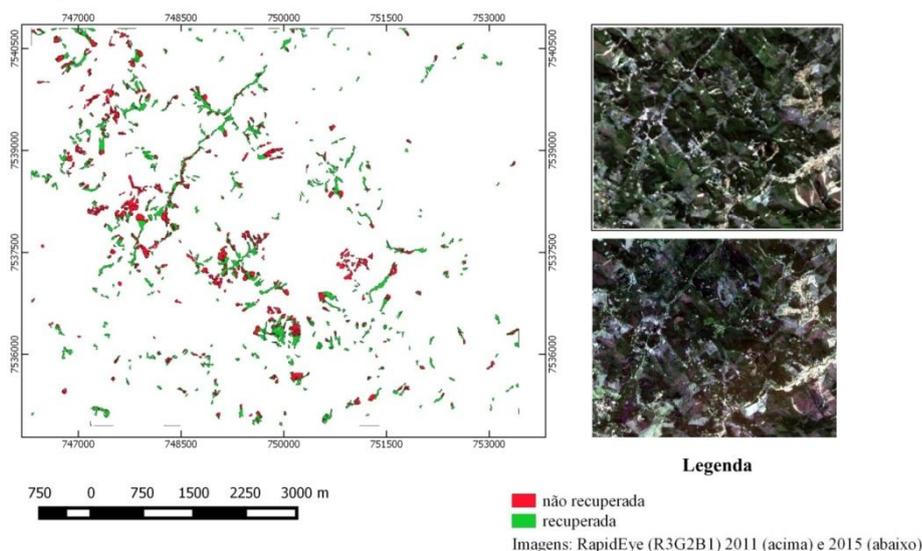
**Figura 1.** Referência e resultado da técnica dif\_GNDVI sobrepostos à imagem RapidEye pós-evento (2011); e referência sobreposta à imagem ALOS pré-evento (zoom): 1) local com erros de omissão - movimentos de massa ocorridos em áreas rochosas e sem cobertura vegetal; 2) local com erro de comissão - mudança não relacionada aos movimentos de massa, mas a uma abertura de estrada.

Vale ainda destacar os possíveis erros presentes no próprio mapa de referência, uma vez que não foi realizado o processo de reambulação. Os erros na referência podem estar associados, principalmente, a problemas de escala no mapeamento, provocando equívocos na delimitação das bordas das cicatrizes, além de possíveis erros de omissão ou comissão derivados do processo de interpretação visual, que é subjetivo ao entendimento do intérprete.

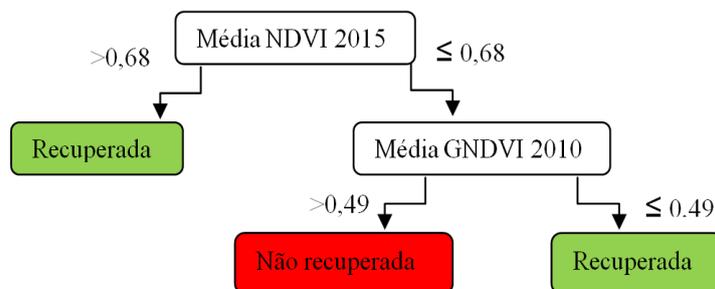
Para a etapa seguinte, classificação da recuperação da cobertura vegetal afetada, os resultados das técnicas de diferença GNDVI e NDVI foram unidos em um arquivo único e

refinados, eliminando-se os polígonos “mudança” não relacionados aos movimentos de massa. Este procedimento resultou em um arquivo vetorial com 227 ha de área.

O resultado da classificação das áreas atingidas por movimentos de massa pode ser visualizado na Figura 2. A classificação pela árvore de decisão C4.5 (Figura 3) associada ao refinamento manual dos resultados resultou em 121 ha de áreas que foram consideradas em recuperação, ou seja, que alcançaram certo nível de regeneração em sua cobertura vegetal após o evento, e em outros 106 ha de áreas não recuperadas, ou seja, que ainda permanecem sem cobertura vegetal.



**Figura 2.** Resultado da classificação das áreas “em recuperação” e “não recuperadas” pela árvore de decisão C4.5.



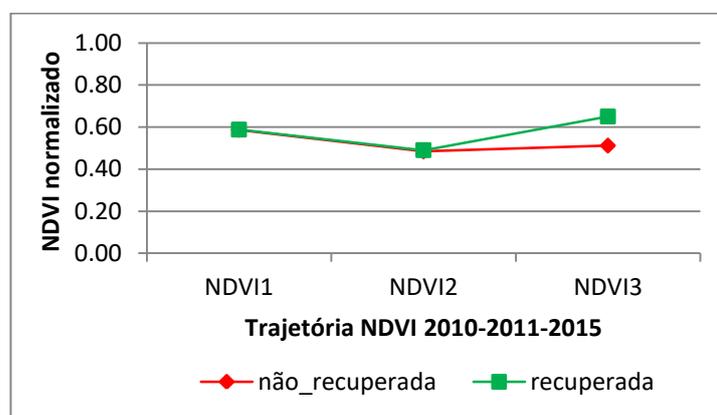
**Figura 3.** Árvore de decisão C4.5 utilizada para classificação das áreas.

Como nó raiz, o algoritmo utilizou o atributo “média normalizada do NDVI” da imagem de 2015. Foram classificados como em recuperação os polígonos “mudança” com valores  $>0,68$ . No segundo nó da árvore, o algoritmo utilizou a média normalizada do GNDVI da imagem pré-evento, sendo que locais que possuíam NDVI menor ou igual a 0,68 em 2015, porém, antes do evento, possuíam valores de GNDVI menores ou iguais a 0,49, também foram consideradas como em recuperação. A utilização da imagem pré-evento na classificação permitiu que o algoritmo levasse em consideração o fato de que locais em que antes do evento já não havia uma cobertura vegetal tão expressiva poderiam ser considerados como em recuperação, se quatro anos após o evento chegassem a uma situação similar a sua condição antes do evento, ou seja, com cobertura vegetal rala.

Alguns estudos relacionaram fatores ambientais com a velocidade da recuperação da cobertura vegetal. Jiang et al. (2015), ao avaliarem a recuperação da vegetação em áreas afetadas por um terremoto na China usando dados NDVI do MODIS, constataram que a

recuperação da vegetação foi maior com o aumento da altitude e que não houve relação óbvia entre a concentração de argila presente no solo e a recuperação das áreas atingidas. Esses autores encontraram que 41% das áreas afetadas retornaram ao mesmo nível de cobertura vegetal de antes do terremoto, enquanto 50% continuam a se recuperar e 9% não se recuperaram. Jiao et al. (2014), ao avaliarem a recuperação da vegetação em áreas atingidas por um terremoto em Wenchuan, utilizando imagens da série temporal Landsat, verificaram que a vegetação se recuperou mais lentamente em locais com maior declividade e menores altitudes, enquanto que a porção de argila do solo teve correlação positiva com a recuperação da vegetação.

A Figura 4 mostra o gráfico com a trajetória da média normalizada do NDVI para as três datas de acordo com sua classificação em recuperação e não recuperadas. Nota-se que no primeiro momento, antes do evento, tanto áreas recuperadas quanto não recuperadas possuíam valores de NDVI parecidos. Em 2011, após o evento, houve um decréscimo deste índice devido à perda da cobertura vegetal dos locais. Já em 2015, áreas classificadas como em recuperação tiveram um aumento nos valores do NDVI, enquanto as não recuperadas permaneceram com o índice baixo.



**Figura 4.** Gráfico com a trajetória NDVI ao longo dos três períodos estudados para as áreas atingidas por movimentos de massa.

#### 4. Considerações Finais

Este trabalho avaliou técnicas de detecção de mudanças baseadas em limiares dos índices de vegetação GNDVI e NDVI, as quais se mostraram satisfatórias para identificação de áreas afetadas por movimentos de massa, alcançando, respectivamente, 67 e 75% de detecção. Porém, por se tratar de índices de vegetação, as técnicas tiveram maiores erros de omissão em locais afetados que não tinham cobertura vegetal antes do evento. Já os erros de comissão abrangeram locais com outras mudanças sutis de cobertura vegetal que ocorreram na cena entre os dois períodos avaliados, porém, não relacionados aos movimentos de massa.

A classificação por árvore de decisão permitiu verificar que a média espectral normalizada do NDVI da imagem de 2015 e média espectral normalizada do GNDVI da imagem de 2010 foram os melhores atributos para diferenciar as áreas em recuperação das não recuperadas. Mais de 50% das áreas voltaram a apresentar algum tipo de cobertura vegetal quatro anos após o evento, sendo consideradas como em recuperação pelos critérios adotados neste trabalho. Analisando a trajetória do NDVI, verificou-se que as áreas consideradas em recuperação na imagem 2015 alcançaram o índice que tinham antes da ocorrência do evento, enquanto que as áreas não recuperadas permaneceram com valores NDVI próximos ao ano de 2011, logo após o evento.

A distribuição espacial de áreas afetadas e monitoramento da recuperação de locais afetados pode servir como base para mapas de susceptibilidade e para a gestão de políticas

públicas voltadas a desastres naturais. Para trabalhos futuros, recomenda-se um estudo mais aprofundado sobre fatores que podem influenciar na velocidade da recuperação da cobertura da vegetação e, ainda, obter a partir do NDVI, as taxas de dano e de recuperação da vegetação, para avaliar a vegetação de acordo com sua categoria de recuperação, a exemplo de trabalhos como Jiao et al. (2014) e Jiang et al. (2015).

## Referências Bibliográficas

BEHLING, R.; ROESSNER, S.; KAUFMANN, H.; KLEINSCHMIT, B. Automated Spatiotemporal Landslide Mapping over Large Areas Using RapidEye Time Series Data. **Remote Sens.**, v. 6, p. 8026-8055, 2014.

BRASIL. Ministério da Integração Nacional. Secretaria Nacional de Defesa Civil. **Banco de dados e registros de desastres: sistema integrado de informações sobre desastres – S21D.** 2013. Disponível em: <http://s2id.integracao.gov.br/>>. Acesso em: 10 jul. 2016.

CIDE. Fundação Centro de Informações e Dados do Rio de Janeiro. **Índice de Qualidade de Municípios Verde II.** Rio de Janeiro: Secretaria de Estado de Planejamento, Desenvolvimento Econômico e Turismo, 2003. 154p.

DANTAS, M. E. Geomorfologia do estado do Rio de Janeiro. In: Silva, L. C.; Cunha, H. V. S. **Geologia do Estado do Rio de Janeiro: texto explicativo do mapa geológico do Estado do Rio de Janeiro.** Brasília: CPRM, 2001.

ESCAPE, C. M.; ALEMANIA, K. M.; LUZON, P. K.; FELIX, R.; SALVOSA, S.; AQUINO, D.; ECO, R. N.; LAGMAY, A. M. F. Comparison of various remote sensing classification methods for landslide detection using ArcGIS. **Geophysical Research Abstracts**, v. 16: 15035, 2014.

GITELSON, A. A.; KAUFMAN, Y. J.; STARK, R.; RUNDQUIST, D. Novel algorithms for remote sensing estimation of vegetation fraction, **Remote Sensing of Environment**, v. 80, p.76-87, 2002.

HÖLBLING, D.; FRIEDL, B.; EISANK, C. An object-based approach for semi-automated landslide change detection and attribution of changes to landslide classes in northern Taiwan. **Earth Sci Inform**, v. 8, p. 327–335, 2015.

JIANG, W-C., JIA, K; WU, J-J.; TANG, Z-H; WANG, W-J; LIU, X-F. Evaluating the Vegetation Recovery in the Damage Area of Wenchuan Earthquake Using MODIS Data. **Remote Sens.**, v. 7, p. 8757-8778, 2015.

JIAO, Q.J.; ZHANG, B.; LIU, L.Y.; Li, Z.; YUE, Y.; HU, Y. Assessment of spatio-temporal variations in vegetation recovery after the Wenchuan earthquake using Landsat data. **Nat. Hazards**, v. 70, p. 1309–1326, 2014.

LI, X.; CHENG, X.; CHEN, W.; CHEN, G.; LIU, S. Identification of Forested Landslides Using LiDAR Data, Object-based Image Analysis, and Machine Learning Algorithms. **Remote Sens.**, v. 7, p. 9705-9726, 2015.

LIN, C-Y; LO, H-M; CHOU, W-C; LIN, W-T. Vegetation recovery assessment at the Jou-Jou Mountain landslide area caused by the 921 Earthquake in Central Taiwan Ecological Modelling, v. 176, p. 75–81, 2004.

MARTHA, T. R.; NORMAN K.; CEES J.; VAN WESTEN, V. J.; KUMAR, K. V. Object-Oriented Analysis of Multi-Temporal Panchromatic Images for Creation of Historical Landslide Inventories. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing** 67 (2012): 105-19. Elsevier. Web. Sept. 2012.

MOTOHKA, T.; NASAHARA, K. N.; OGUMA, H.; TSUCHIDA, S. Applicability of Green-Red Vegetation Index for Remote Sensing of Vegetation Phenology. **Remote Sensing**, v. 2, p. 2369-2387, 2010.

RAU, J.-Y.; JHAN, J.-P.; RAU, R.-J. Semiautomatic object-oriented landslide recognition scheme from multisensor optical imagery and DEM. **IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.**, v. 52, p. 1336–1349, 2014.

ROBAINA, L. E. S. Espaço Urbano: Relação com os acidentes e desastres naturais no Brasil. **Ciência e Natura**, v. 30, p. 107-126, 2008.

ZHANG, H.; CHI, T.; FAN, J.; HU, K.; PENG, L. Spatial Analysis of Wenchuan Earthquake-Damaged Vegetation in the Mountainous Basins and Its Applications. **Remote Sens.**, v. 7, p. 5785-5804, 2015.