

Uma proposta para a detecção de mudanças pós-classificação

Ediliane Beltrame¹
Hélio Radke Bittencourt²
Suzel Lisiane Jansen³

¹ Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul – PUCRS
Bolsista de Iniciação Científica – BPA/PUCRS
Av. Ipiranga, 6681 – 90619-900 – Porto Alegre – RS, Brasil
edi.beltrame@yahoo.com.br

² Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul – PUCRS/FAMAT
Programa de Pós-graduação em Geografia – POSGEA – UFRGS
Av. Ipiranga, 6681 – 90619-900 – Porto Alegre – RS, Brasil
heliorb@puers.br

³ Centro Universitário Feevale
Instituto de Ciências Sociais e Aplicadas - ICSA
RS 239, nº 2755 – 93352- 000 – Novo Hamburgo – RS, Brasil
suzel@feevale.br

Abstract. Change detection techniques have attracted growing interest due to a large number of applications in different areas. The analysis of remote sensing images acquired on different dates allows the evaluating of spatial dynamics like urbanization process, natural disasters and other landscape changes. The basic premise in using remote sensing data for change detection is that changes in land cover must result in changes in radiance values. There are many possibilities to use quantitative approaches on change detection, but several of them use empirical ways to define the thresholds between the classes *change* and *no-change*. This paper presents results based on the Binomial distribution and implements a hypothesis test to take the decisions from a statistical point of view. The approach proposed is a post-classification method and requires contextual information extracted from a moving window on which the test is performed. Experiments using a pair of Landsat-TM images are presented. The results were considered satisfactory especially because it minimizes false alarms about the land cover changes.

Palavras-chave: change detection, hypothesis tests, image processing, binomial distribution, detecção de mudanças, testes de hipóteses, processamento de imagens, distribuição binomial, Landsat-TM.

1. Introdução

Detectar mudanças significa identificar alterações na superfície terrestre por meio da análise de imagens da mesma cena coletadas em diferentes datas. A análise multitemporal de imagens de satélite permite a avaliação de dinâmicas espaciais como os processos de urbanização, catástrofes naturais e outras alterações na paisagem. A premissa básica é a de que todas as alterações na cobertura terrestre deverão resultar em mudanças nos valores de radiância (Singh, 1989) e, conseqüentemente, os sensores remotos deverão registrar tais mudanças armazenando diferentes valores de contadores digitais.

De acordo com Radke et al. (2005) a detecção de mudanças também desperta interesse em outras áreas do conhecimento devido às variadas possibilidades de aplicação: diagnóstico médico, câmeras de segurança, infra-estrutura civil, entre outras. De acordo com Bruzzone et al (2003), o desenvolvimento de metodologias efetivas para a análise de dados multitemporais é um dos mais importantes e desafiadores temas com o qual a comunidade de sensoriamento remoto se deparará nos próximos anos. Melgani e Serpico (2003) salientam que a complexidade de se trabalhar com dados temporais exige esforço científico contínuo para melhor aproveitamento da grande quantidade de informação disponível.

A forma mais básica de avaliar mudanças se dá por meio da análise visual das imagens. Este procedimento, ainda que válido, necessita de um grande esforço do analista além do alto grau de subjetividade envolvido. Métodos para detecção de mudanças têm sido investigados na literatura científica. Singh (1989) e Mas (1999) apresentam importantes revisões sobre o assunto. Uma possível abordagem, proposta por Michalek e Luczkovich (1993) e mais recentemente explorada por Bovolo e Bruzzone (2007), baseia-se na análise do vetor de mudanças que reflete a diferença na cobertura da terra entre duas imagens. Esses autores propõem quantificar a magnitude e orientação de tais vetores.

Diferentes metodologias implementando abordagens não-paramétricas para detecção de mudanças também têm sido encontradas na literatura (D'Addabbo et al, 2004; Moser et al, 2007; Robin et al., 2007 e Bruzzone e Prieto, 2000). Este artigo, por sua vez, apresenta resultados obtidos a partir da implementação de uma técnica de detecção de mudanças pós-classificação utilizando como exemplo um par de imagens Landsat-TM.

2. Problema de pesquisa

O ponto de partida da análise é um par de imagens da mesma cena I_1 e I_2 coletadas em duas datas distintas ($t=1,2$), nas quais $I_t(x,y)$ indica o valor numérico registrado pelo sensor associado ao pixel com coordenada (x,y) no tempo t . $I_t(x,y) \in \mathbb{R}^p$ onde p indica a dimensionalidade do problema. Por exemplo, $p=3$ para imagens coloridas RGB. Ambas as imagens têm r linhas e c colunas ($x=1,2,\dots,r$; $y=1,2,\dots,c$), devendo ser previamente classificadas por um método supervisionado respeitando um conjunto de classes comum ($\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k$). A notação para a imagem temática resultante da classificação será $M_t(x,y)$.

2.1 Métodos baseados em comparação pós-classificação

Vantagens e desvantagens de métodos de detecção de mudanças pós-classificação são encontradas na literatura. Singh (1989) e Canty (2007) ressaltam que erros de classificação nas imagens I_1 e I_2 deverão ocasionar falsos indicativos de mudança. O sucesso deste tipo de abordagem depende da escolha das classes e, por isso, deve-se ter cuidado na escolha das mesmas. Como vantagem do procedimento destaca-se o fato de as classificações independentes minimizarem problemas decorrentes de efeitos atmosféricos, luminosidade e sensor entre as duas datas. A matriz de mudanças resultante da comparação entre as classificações também constitui uma vantagem devido à simplicidade de interpretação.

Bruzzone e Serpico (1997) apresentam um procedimento iterativo pós-classificação que pode aumentar a acurácia em relação a simples comparação entre duas classificações. Os resultados obtidos por esses autores foram muito bons. Mas (1999) salienta que os melhores resultados encontrados na comparação de seis técnicas de detecção de mudanças se deram exatamente quando da utilização do procedimento pós-classificação.

2.2 Definição de *thresholds*

Radke et al. (2005) consideram que o elemento chave na detecção de mudanças é separar variações que não representam interesse (e.g. ruído, influência da atmosfera, iluminação e sombra) de variações que agregam informação de mudanças. Ao se trabalhar com a imagem de diferença $D=I_1-I_2$, por exemplo, um problema importante é a escolha do limiar τ (*threshold*) de forma que $|D(x,y)| > \tau$ seja considerada significativa. Canty (2007), Singh (1989) e Bruzzone e Prieto (2000), entre outros autores, afirmam que é comum a escolha de τ de forma empírica ou até mesmo pelo método da tentativa e erro. Bruzzone e Prieto (2000) apresentam duas bem fundamentadas definições automáticas do limiar de separação entre as classes com e sem mudança baseada no custo mínimo de Bayes e em campos aleatórios de Markov. O problema da definição de limiares é fundamental para o presente estudo. Por esse

motivo a próxima seção apresenta uma técnica na qual o componente subjetivo dá lugar a um teste estatístico baseado na distribuição Binomial.

3. Uma proposta para detecção de mudanças pós-classificação

A proposta deste estudo é conhecida como um método de detecção de mudanças pós-classificação porque obrigatoriamente necessita da prévia atribuição de classes aos pixels das imagens. A proposta integra informação de contexto e realiza um teste estatístico baseado na distribuição Binomial.

De acordo com Radke et al. (2005), frequentemente mudanças de interesse estão relacionadas a grupos de pixels e não à elementos isolados. Sendo assim, um procedimento comum é associar ao pixel de coordenada (x,y) a informação de sua vizinhança. Considera-se válido atribuir a decisão baseada em um conjunto de pixels ao elemento central do bloco, embora o custo computacional deste procedimento possa ser alto devido à necessidade de se trabalhar com janelas móveis (Figura 1).

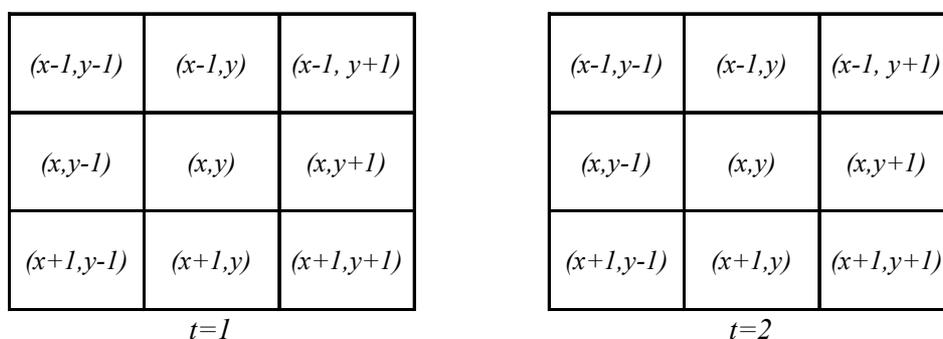


Figura 1. Exemplo de janela móvel 3x3 utilizada para percorrer as imagens classificadas

Ao percorrer as duas janelas móveis $n \times n$ simultaneamente pelas duas imagens classificadas M_1 e M_2 pode-se computar o número de pixels onde houve alteração de classe em cada janela centrada em (x,y) . Define-se, então, $X_C(x,y)$ como o número de pixels que alteraram de classe de $t=1$ para $t=2$. É fácil perceber que $X_C \in \{0, 1, \dots, n^2\}$ e que o número de pixels que não mudaram de classe, X_{NC} , pode ser obtido por diferença $X_{NC} = n^2 - X_C$. Os valores de X_C e X_{NC} ($C=change$, $NC=no\ change$) são associados ao pixel (x,y) , correspondente ao centro da janela.

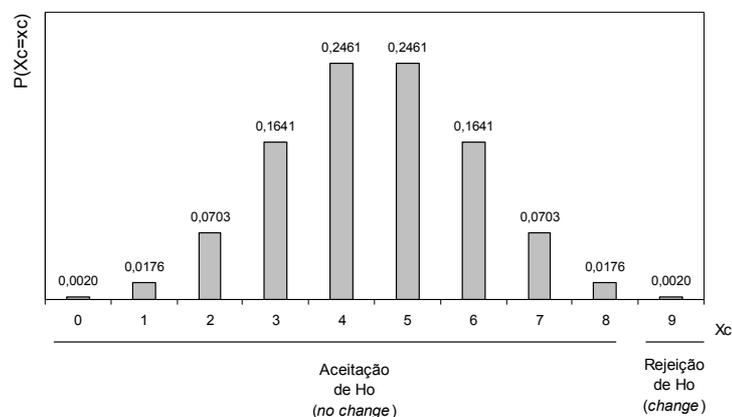


Figura 2. Distribuição de X_C sob a hipótese $H_0: X_C \leq X_{NC}$ e limiar de aceitação / rejeição de H_0 para $\alpha=0,01$

Se desejarmos testar se houve alteração significativa de $t=1$ para $t=2$ podemos nos valer da distribuição nula da variável X_C sob a hipótese $H_0: X_C \leq X_{NC}$. Sob H_0 , X_C deverá seguir distribuição Binomial com parâmetro $p=0,5$ (ver Figura 2). Se para um dado valor x_c a probabilidade $P(X_C > x_c) < \alpha$, H_0 será rejeitada ao nível de significância α indicando alteração significativa de classes na janela, similar ao teste proposto por McNemar (1947). A realização do teste de significância permite a confecção de uma imagem temática composta unicamente de duas classes: *change* e *no change*.

4. Resultados

Com o objetivo de testar a metodologia proposta, um par de imagens Landsat-TM, adquiridas em Agosto/2000 e Janeiro/2002, foram utilizadas. A área de estudo corresponde a uma área de preservação, conhecida como banhado do Taim, no sul do Brasil (Figuras 3 e 4). Não foi necessário proceder a equalização dos histogramas por tratar-se de um método pós-classificação, entretanto o bom registro das imagens é obrigatório.



Figura 3 - Localização da área de estudo no território brasileiro

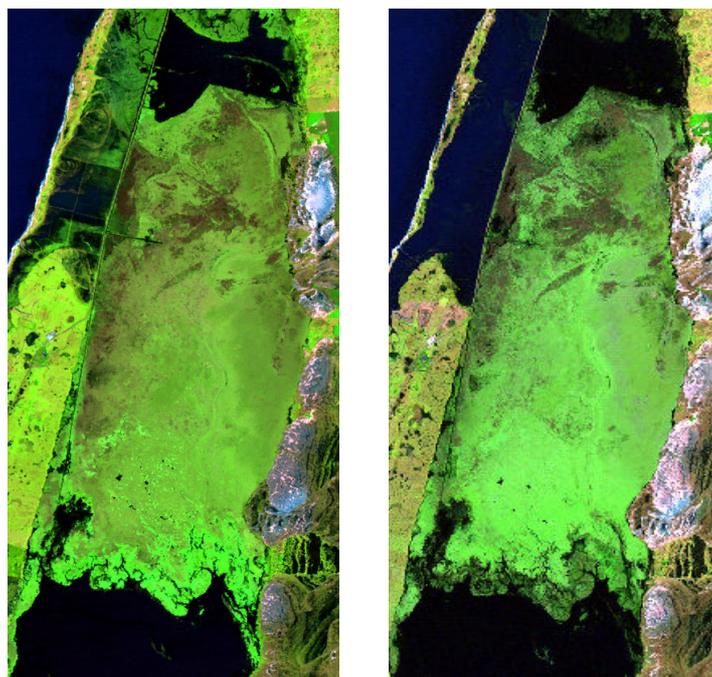


Figura 4 - Área de estudo. Imagens Landsat TM, composição colorida RGB (5-4-3), obtidas em Janeiro/2002 e Agosto/2000, respectivamente.

A simples análise visual das imagens permite detectar algumas mudanças, especialmente no que diz respeito às áreas inundadas em Agosto/2000. Para proceder a classificação pelo método da máxima verossimilhança gaussiana foi necessário eleger amostras de treinamento nas duas imagens referentes às classes. Quatro classes foram eleitas: água doce / área inundada; área de banhado; dunas/areia; reflorestamento.

A Figura 5a mostra todos os pixels da imagem onde houve alteração de classe antes da realização do teste de hipóteses. As figuras 5b e 5c mostram que, após a realização de testes de significância com base na informação de contexto (janela 5x5), apenas áreas onde houveram maiores alterações são detectadas. Neste experimento as imagens temáticas resultantes da classificação com níveis de significância de 5% e 1% foram praticamente iguais.

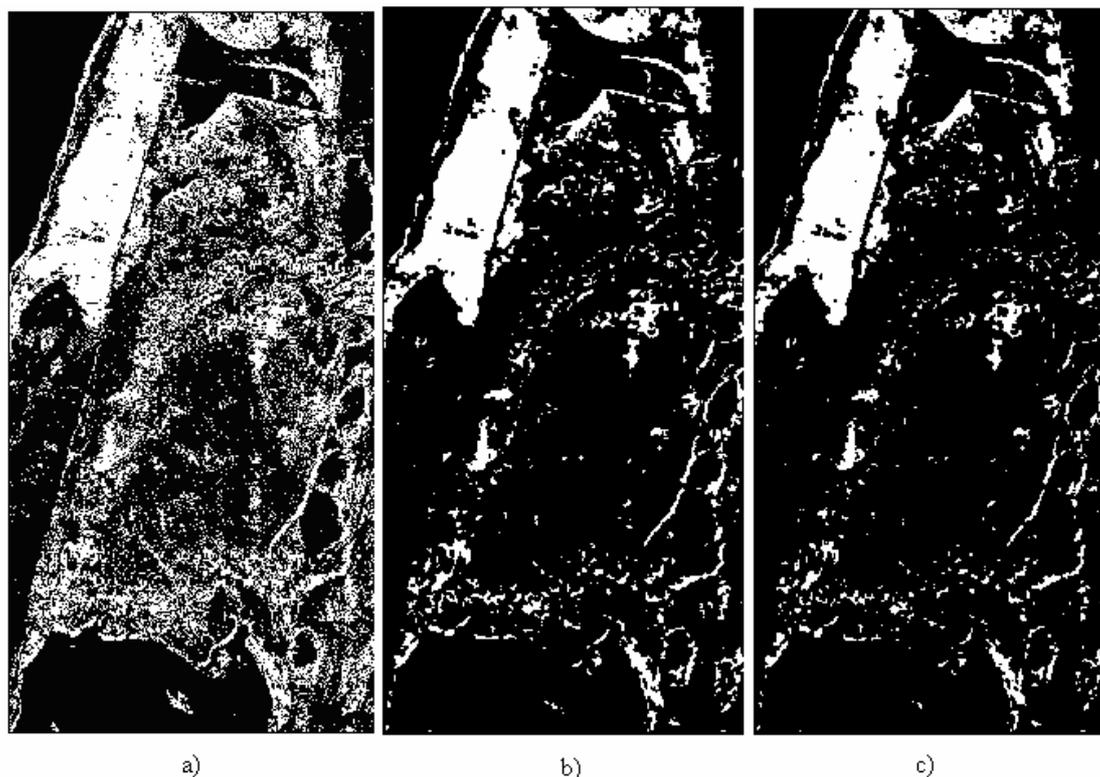


Figura 5 - a) Imagem da alteração de classes nas duas classificações; b) Imagem de mudanças com teste Binomial baseado em uma janela móvel 5x5 com nível de significância de 5%; c) Idêntico ao caso b, mas com nível de significância de 1%.

Os testes de significância detectaram satisfatoriamente as áreas inundadas no período de inverno (Agosto/2000) e que estavam secas no verão (Janeiro/2002). No verão também surgiram pequenas ilhas em meio às lagoas detectadas pela técnica. Chama atenção que o teste detectou muitas mudanças significativas nas regiões de fronteira entre classes. Tais mudanças podem ser devidas à seca (ou cheia) ou ainda ocasionadas por problemas de registro.

5. Considerações Finais

De uma forma geral, procedimentos para detecção de mudanças com pouca ou nenhuma intervenção humana são desejáveis. Apesar de neste estudo ter sido utilizada uma técnica supervisionada na classificação das imagens, exigindo amostras de treinamento, o procedimento específico para detecção de mudanças pouco depende do analista. Na verdade, apenas duas informações são necessárias: a) o tamanho da janela e, b) o nível de significância.

O teste de significância faz com que os resultados tenham suporte estatístico, dando maior confiabilidade aos resultados e praticamente eliminando o componente subjetivo presente em muitas técnicas de detecção de mudanças. Salienta-se que o procedimento depende fortemente das classificações em $t=1$ e $t=2$ e que o procedimento pode não detectar alterações no caso de haver confusão entre transições de classes numa mesma janela.

Os resultados encontrados são considerados satisfatórios, entretanto há necessidade de experimentos envolvendo outros tipos de alvo e sensores com diferentes resoluções espaciais.

Agradecimentos

Este trabalho teve apoio do CNPq, Edital Universal, processo de número 473560/2006-2. Os autores agradecem ao Dr. Laurindo Guasselli pela concessão das imagens Landsat-TM.

Referências Bibliográficas

- Bovolo, F. E.; Bruzzone, L. A Theoretical Framework for Unsupervised Change Detection Based on Change Vector Analysis in the Polar Domain. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 45, n. 1, 2007.
- Bruzzone, L.; Prieto, D. F. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection, **IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing**, v. 38, n. 3, p. 1171-1182, 2000.
- Bruzzone, L.; Serpico S. B. An Iterative Technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote sensing images, **IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, n. 4, p. 858-867, 1997.
- Bruzzone L.; Smits, P.C.; Tilton, J.C. Foreword Special Issue on Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 11, pp. 2419-2422, 2003.
- Canty, M. J. **Image Analysis, Classification and Change Detection in Remote Sensing**. Boca Raton, FL: CRC Press, 2007.
- D'Addabbo, A.; Satalino, G.; Pasquariello, G. E.; Blonda, P. Three Different Unsupervised Methods for Change Detection: an Application. In: International Geosciences and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2004, **Proceedings...** Anchorage: IEEE, 2004, v. 3, p. 1980-1983.
- Mas, J. F. Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v. 20, n. 1, p. 139-152, 1999.
- McNemar, Q. Note on the sampling error of the difference between correlated proportions or percentages. **Psychometrika**, v. 12, 153-157, 1947.
- Melgani F. E.; Serpico, S.B. A Markov Random Field Approach to Spatio-Temporal Contextual Image Classification. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 11, p. 2478-2487, 2003.
- Michalek, J. L.; Luczkovich, J.J. Multispectral Change Vector Analysis for Monitoring Coastal Marine Environments, **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 59, pp. 381-384, 1993.
- Moser, G.; Serpico, S. E.; Vernazza, G. Unsupervised Change Detection from Multichannel SAR Images, **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 4, n. 2, 2007.
- 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.
- Robin, A.; Moisan, L. E.; Hégarat-Masclé, S. An Unsupervised Approach for Subpixelic Land-Cover Change Detection. In: MultiTemp 2007, **Proceedings...**Leuven: p. 1-6, 2007.
- Singh, A. Digital Change Detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, n. 6, p. 989-1003, 1989.