

Geração de imagens sintéticas para utilização em estudos de detecção de mudanças

Henrique Beck Valdivia¹
Hélio Radke Bittencourt²

¹ Acadêmico do curso de Engenharia de Produção – Faculdade de Engenharia
Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul – PUCRS/FENG
Av. Ipiranga, 6681 – 90619-900 – Porto Alegre – RS, Brasil
henrique.valdivia@acad.pucrs.br

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

Abstract. Remotely-sensed images of the same area acquired on different dates tend to be affected by radiometric differences and registration problems. These influences are considered as noise in the process and it is a critical problem when the difference image is used for change detection purposes. Most change detection methods are based on image differencing and this kind of image presents more noisy than the original ones because the variance is statistically computed by the sum of each image individual variance (minus two times the covariance. This fact causes in the difference image the appearance of at least two populations: *i*) the noise-like and *ii*) the real changes. It is not easy to separate the noise from the signal because it is impossible to determine where the noise ends and the signal begins. The knowledge about the noise is essential for the generation of synthetic images and there is a lack of studies about the acceptable level to be added on images to simulate real situations. This paper reports on the use of synthetic images for change detection accuracy assessment and attempts to suggest values of SNR (signal-to-noise ratio). The experimental results obtained from experiments performed on TM-Landsat-showed that SNR values lower than 8 as more realistic for the bands in which there is maximum spectral response.

Palavras-chave: remote sensing, image processing, geology, sensoriamento remoto, processamento de imagens, geologia.

1. Introdução

Uma grande quantidade de técnicas para detecção de mudanças bitemporal pode ser encontrada na literatura (Radke et al., 2005). Quando um novo algoritmo é proposto, é necessário que haja uma etapa de validação para que, assim, a habilidade da técnica em detectar corretamente alterações de superfície seja avaliada.

De acordo com Lu et al. (2003), estudos de detecção de mudanças frequentemente empregam várias técnicas, dentre as quais o pesquisador seleciona aquela que apresenta melhor desempenho. A literatura revela que, mesmo quando o maior interesse do pesquisador não é a comparação entre métodos, é comum a utilização de algum tipo de comparação, a fim de possibilitar que os resultados sejam relativizados. Há, no entanto, estudos cuja principal motivação é a análise comparativa. Mas (1999) comparou seis procedimentos de detecção de mudanças sobre imagens Landsat-MSS coletadas nos anos de 1974 e 1992. Yuan e Elvidge (1998) testaram e avaliaram 75 técnicas e variações para detecção de mudanças, utilizando análise estatística e visual de imagens. Ridd e Liu (1998) compararam quatro algoritmos para detecção de mudanças sobre um par de imagens Landsat-TM da área metropolitana de Salt Lake City (EUA). Mais recentemente, Almutairi e Warner (2010) compararam os procedimentos de Imagem de diferença, Análise do Vetor de Mudanças, Análise de Componentes Principais (ACP), Classificação Direta Multidata e Detecção pós-classificação sobre um conjunto de imagens simuladas com diferentes níveis de ruído, de correlação entre

as bandas e diferentes níveis de separabilidade entre as classes consideradas. O estudo mostrou que os resultados produzidos pelas diferentes técnicas variam muito.

A fim de possibilitar uma avaliação quantitativa dos resultados produzidos por um algoritmo de detecção de mudanças é necessário o conhecimento da verdade terrestre, ou seja, que haja disponibilidade de informação de campo em diferentes datas, coincidindo com a data de aquisição das imagens. Isso pode ser bastante difícil em aplicações reais (Bruzzone e Serpico, 1997), de forma que muitos estudos de detecção de mudanças têm sido conduzidos e avaliados a partir de conjuntos de imagens sintéticas (Bruzzone e Prieto, 2000; Celik, 2009).

O uso de imagens sintéticas permite que o pesquisador trabalhe em condições controladas. Normalmente, escolhe-se uma cena e cria-se uma cópia adicionada de regiões de mudança e de ruído. Essas regiões de mudança formam a chamada imagem de referência, o que possibilitará o cálculo de medidas para avaliação de desempenho. O problema que surge neste tipo de imagem é: qual o tipo e nível de intensidade de ruído que deve ser adicionado na imagem sintética a fim de simular uma situação real? Este texto consiste numa tentativa de responder a esta pergunta, sugerindo valores da relação sinal-ruído (SNR) e trazendo informações sobre o seu comportamento probabilístico. Resultados obtidos a partir de imagens Landsat-TM são apresentados e discutidos.

2. Métodos

Imagens coletadas por sensores remotos orbitais referentes à mesma área, mas obtidas em diferentes datas, tendem a ser altamente afetadas por diferenças radiométricas e problemas de registro. A influência destes fatores é considerada como um ruído no processo. Sabe-se que a maior parte das técnicas de detecção propostas na literatura é baseada na imagem de diferença (Bruzzone e Prieto, 2000; Celik, 2009; Teng et al., 2008), ou seja, na imagem gerada pela subtração de duas imagens de uma mesma área obtidas em momentos diferentes (t_1 e t_2). Como a variância da imagem de diferença é estatisticamente computada pela soma da variância individual das imagens (subtraindo-se a covariância multiplicada por dois), a imagem de diferença apresenta um ruído amplificado. Isso quer dizer que a imagem de diferenças deve conter, ao menos duas populações: *i*) o ruído e *ii*) as mudanças reais.

A premissa básica do uso de imagens de sensoriamento remoto na detecção de mudanças é que as mudanças nos objetos de interesse irão resultar em mudanças nos valores de radiância (Singh, 1989). Consequentemente, espera-se que os números digitais registrem essas mudanças, no entanto, o ruído pode mascarar as verdadeiras mudanças ou, ainda, gerar alarmes falsos.

Apesar do consenso sobre a onipresença do ruído no sensoriamento remoto multitemporal, constata-se uma falta de estudos sobre o nível de ruído aceitável a ser adicionado em imagens com o intuito de simular situações reais. Essa é uma etapa necessária para a geração de imagens sintéticas.

A separação entre sinal e ruído não é uma tarefa simples, visto que é impossível determinar onde o ruído termina e o sinal inicia. A forma encontrada para tentar isolar o ruído a ser adicionado na geração das imagens sintéticas foi trabalhar com pares de imagens reais coletadas em datas próximas, conforme sugestão de Bittencourt et al. (2012). A proposta é bastante simples e conta com cinco etapas:

- 1) Obtenção de um par de imagens com datas de aquisição próximas;
- 2) Registro das imagens;
- 3) Cálculo da imagem de diferenças;
- 3) Exclusão de *outliers* e de áreas com eventuais mudanças (apesar das datas próximas);
- 4) Modelagem do ruído e cálculo da SNR.

2.1 Isolando o ruído: exclusão de áreas com reais alterações de superfície e outliers

Admita que \mathbf{X}_1 e \mathbf{X}_2 são duas imagens da mesma cena registradas em datas distintas, porém próximas (t_1 e t_2). Assuma também que a diferença $\mathbf{X}_1 - \mathbf{X}_2$ é denotada por \mathbf{D} . No formato *raster*, \mathbf{D} é uma matriz $lc \times p$, em que l e c são os números de linhas e colunas da imagem. A dimensionalidade é dada por p : o número de bandas espectrais.

A exclusão de eventuais áreas de mudanças e dos *outliers* foi baseada na distância de Mahalanobis, dada pela equação (1), a qual segue uma distribuição qui-quadrado com p graus de liberdade:

$$(\mathbf{d} - \boldsymbol{\mu}_d)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{d} - \boldsymbol{\mu}_d) = \chi_{p;\alpha}^2 \quad (1)$$

onde \mathbf{d} é o vetor de diferença (uma linha de \mathbf{D}), $\boldsymbol{\mu}_d$ é o vetor média e $\boldsymbol{\Sigma}$, a matriz covariância de \mathbf{D} . Essa expressão requer que os componentes de \mathbf{D} sejam Gaussianos. De acordo com (Bruzzone e Prieto, 2000), a suposição de normalidade é razoável para muitas aplicações envolvendo imagens adquiridas por sensores passivos. Um alto nível de confiança (e.g. 99.73%) dever ser utilizado a fim de remover somente discrepâncias extremas entre \mathbf{X}_1 e \mathbf{X}_2 . Assim, o ruído (ou pseudo-ruído) é obtido a partir da diferença entre as imagens excluindo-se os pixels cuja distância de Mahalanobis ultrapassa o valor definido pela distribuição qui-quadrado.

2.2 A relação sinal-ruído (SNR)

A quantidade de ruído presente em uma imagem é geralmente expressa pela relação sinal-ruído, conhecida como SNR (*Signal-to-noise ratio*). A SNR é definida como a razão entre a potência de um sinal (X) e o ruído (d). Há diversas maneiras de se obter a SNR, mas a utilizada neste estudo é a razão entre a média do sinal e o desvio-padrão do ruído.

$$SNR = \left(\frac{Mean(X)}{StdDev(d)} \right) \quad (2)$$

Esta medida é conhecida como uma alternativa a mais tradicional forma da SNR (logaritmo da razão entre as variâncias do sinal e do ruído) e pode ser associada ao recíproco do coeficiente de variação.

3. Resultados

Um par de imagens Landsat-TM foi analisado a fim de se modelar o ruído e estimar os valores de referência da SNR. A área de estudo consiste de uma região situada no nordeste do Estado do Rio Grande do Sul, Brasil. Essa região compreende duas sub-áreas distintas das imagens Landsat-TM órbita-ponto 222-79. As imagens utilizadas foram coletadas em Outubro de 2009 e coregistradas com precisão estimada em 0,4 pixels. A Tabela 1 apresenta uma breve descrição das imagens utilizadas.

Tabela 1. Descrição do par de imagens utilizado no experimento.

Satélite	Sensor	Órbita/ponto	Número de bandas espectrais	Tamanho da imagem (LxC)	Datas de aquisição (t_1/t_2)	Erro de registro
Landsat	TM	222/79	6	2602 x 1936	13Out20009 29Out2009	0,4

A Figura 2 apresenta as cenas Landsat-TM das quais foi extraído o recorte efetivamente utilizado no experimento.

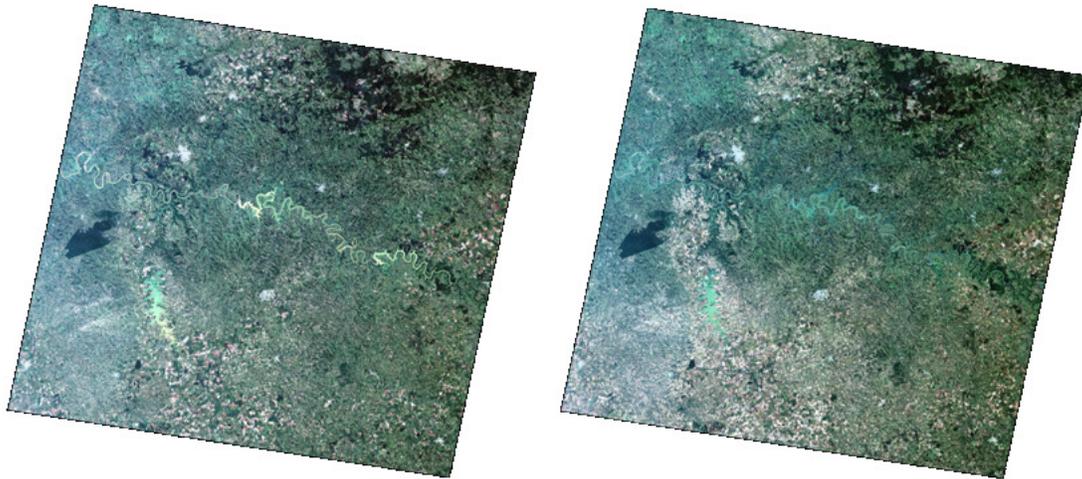


Figura 1. Cenas Landsat-TM correspondentes à órbita-ponto 222/79 coletadas em 13 e 29 de Outubro de 2009, respectivamente.

A Figura 2 apresenta o detalhe do recorte da cena efetivamente utilizado no experimento em 13-Out-2009 (t_1) e 29-Out-2009(t_2).

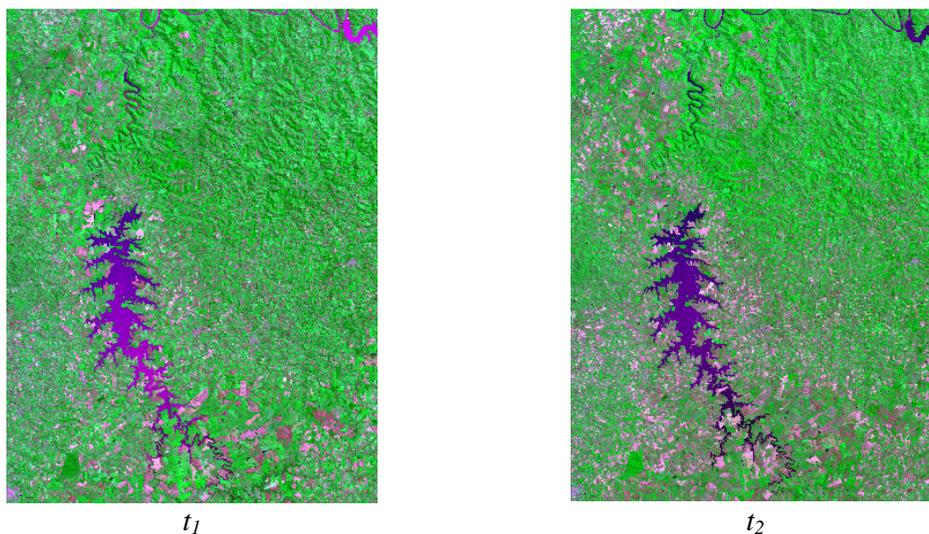


Figura 2. Recortes da cena Landsat-TM utilizados no experimento em t_1 e t_2 .
Composição colorida (R-G-B, 2-3-4)

A imagem de diferenças D excluindo pixels que excederam o valor do qui-quadrado para um nível de confiança de 99,73% é apresentada na Figura 3. Percebe-se que a cor predominante na imagem é o preto, valor associado à diferença nula entre X_1 e X_2 . Os histogramas da imagem de diferenças sugerem normalidade, mas também é perceptível um pico em torno do valor zero em todos eles.

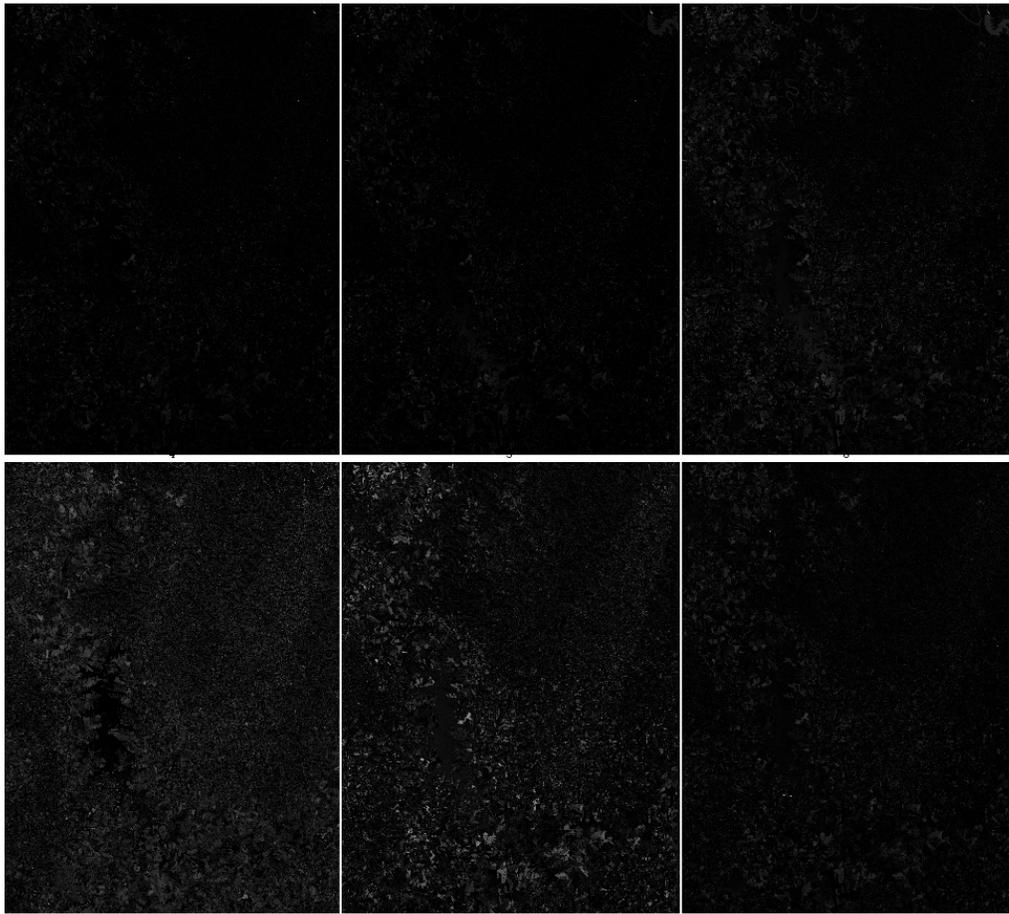


Figura 3. Imagem de diferença para o recorte da cena Landsat-TM nas seis bandas espectrais. Cor preta=diferença nula; Cor branca=diferença máxima.

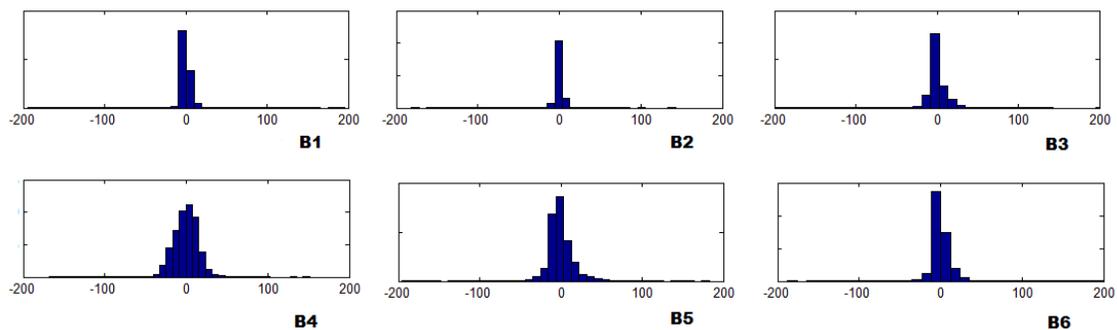


Figura 4. Histogramas univariados para as seis bandas espectrais da imagem de diferenças

A Tabela 2 apresenta estatísticas descritivas para o sinal e o ruído separadamente para cada uma das três classes predominantes na imagem: água, culturas e vegetação. A razão entre a média do sinal e o desvio-padrão do ruído proporcionou o cálculo da medida SNR. Tipicamente, uma imagem nítida deve ter, ao menos, um $SNR > 5$. Percebe-se que o comportamento da SNR difere entre as classes. Na classe água, as bandas espectrais B5 e B7,

nas quais há pequena resposta espectral, a relação SNR foi a mais baixa registrada. Por outro lado, as bandas B1 e B2 apresentaram os maiores valores de SNR dentre todos os calculados. A classe de solo exposto apresentou a SNR mais estável nas diferentes bandas espectrais. Na classe de vegetação, as bandas B3 e B7 apresentaram baixos valores da SNR por conta da pequena resposta espectral nessas bandas.

Tabela 2. Estatísticas descritivas para o sinal e o ruído e valores estimados para a SNR.

Classe	Bandas	Ruído		Sinal			SNR
		Variância	Desvio-padrão	Média	Variância	Desvio-padrão	
Água	B1	4,089	2,022	67,456	2,003	1,415	33,360
	B2	1,104	1,051	37,027	0,603	0,776	35,240
	B3	2,011	1,418	34,814	1,250	1,118	24,551
	B4	0,620	0,787	9,975	0,292	0,540	12,670
	B5	2,434	1,560	5,963	0,990	0,995	3,822
	B7	1,930	1,389	3,825	0,847	0,920	2,753
Solo exposto	B1	11,636	3,411	82,747	12,190	3,491	24,258
	B2	4,830	2,198	45,863	7,003	2,646	20,868
	B3	10,316	3,212	65,335	21,340	4,620	20,342
	B4	13,191	3,632	80,506	30,528	5,525	22,166
	B5	143,163	11,965	142,940	104,411	10,218	11,946
	B7	16,201	4,025	67,791	31,105	5,577	16,842
Vegetação	B1	10,326	3,213	56,304	4,132	2,033	17,521
	B2	7,559	2,749	26,610	4,010	2,002	9,679
	B3	33,748	5,809	22,498	9,683	3,112	3,873
	B4	114,839	10,716	88,063	88,132	9,388	8,218
	B5	34,684	5,889	63,122	57,180	7,562	10,718
	B7	19,068	4,367	22,997	16,358	4,045	5,266

Assumindo-se que o ruído está devidamente representado pela imagem de diferença, sem a presença dos *outliers*, os resultados experimentais sugerem valores de SNR dependentes do tipo de classe. Os valores apresentam grande variação, mas, de uma forma geral, nas bandas espectrais onde os alvos têm o pico da resposta espectral, a média do sinal tende a ser pelo menos oito vezes o desvio-padrão do ruído.

4. Considerações Finais

Este texto procurou discutir sobre o tipo e nível de intensidade de ruído que deve ser adicionado em imagens sintéticas a fim de simular uma situação real, sugerindo valores de SNR. Os resultados experimentais mostraram que a intensidade do ruído depende da classe, mas, tipicamente, nas bandas espectrais onde há resposta espectral máxima para o alvo, tem-se $SNR \geq 8$. Na literatura, é possível encontrar estudos com os de Bruzzone e Prieto (2000) que apresentam resultados baseados em imagens sintéticas com baixíssimos valores de SNR. Por outro lado, há estudos em que os valores de SNR são demasiadamente altos, o que pode não corresponder a uma situação real.

Os autores encorajam o uso de imagens sintéticas para avaliação do desempenho de novos algoritmos de detecção de mudanças. Utilizando esse tipo de imagem, pode-se introduzir um mapa de referência que corresponda ao interesse do pesquisador. Assim, medidas de precisão usuais podem ser facilmente calculadas.

Futuros estudos devem ser realizados com maior quantidade de imagens, diferentes sensores e condições meteorológicas. Pretende-se entender o comportamento do ruído para que, no momento de contaminar uma imagem, o pesquisador se aproxime da realidade.

Agradecimentos

Os autores agradecem à FAPERGS (ARD 03/2012, Processo 1672/12-2) e ao CNPq, Chamada Universal 2012 (Processo 477112/2012-9).

Referências Bibliográficas

- Almutairi, A.; Warner, T. A. Change detection accuracy and image properties: a study using simulated data. **Remote Sensing**, v. 2, n. 6, p. 1508–1529, 2010.
- Bittencourt, H. R.; Zanotta, D. C.; Bazzan, T. On the use of synthetic images for change detection accuracy assessment. In: International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences, 10, 2012, Florianópolis. **Proceedings... ISARA**, 2012.
- 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.
- Celik, T. Unsupervised Change Detection in Satellite Images Using Principal Component Analysis and k-Means Clustering, **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 6, n. 4, p. 772-776, 2009.
- Lu, D.; Mausel, P.; Brondízios, E.; Moran, E. Change Detection Techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 12, p. 2365–2407, 2003.
- 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.
- 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, p. 294–307, 2005.
- Ridd, M. K., Liu, J. A Comparison of Four Algorithms for Change Detection in an Urban Environment. **Remote Sensing of Environment**, v. 63, n. 2, p. 95–100, 1998.
- Singh, A. Digital Change Detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, n. 6, p. 989-1003, 1989.
- Teng, S.P., Chen, Y. K., Cheng, K. S., and Lo, H. C. Hypothesis-test-based landcover change detection using multi-temporal satellite images. **Advances in Space Research**, v. 41, p. 1744-1754, 2008.
- Yuan, D.; Elvidge, C. NALC Land Cover Change Detection Pilot Study: Washington D.C. Area Experiments. **Remote Sensing of Environment**, v. 66, n. 2, p. 166–178, 1998.