

Revista Brasileira de Cartografia (2016), N^o 68/5: 883-899
Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto
ISSN: 1808-0936

MÉTODO HÍBRIDO DE DETECÇÃO DE MUDANÇAS: UMA ASSOCIAÇÃO ENTRE CLASSIFICAÇÃO BASEADA EM OBJETOS E BASEADA EM PIXELS

*Hybrid Change Detection: an Association between Object-Based and Pixel-Based
Classification Methods*

Rômulo Weckmüller & Raúl Sánchez Vicens

Universidade Federal Fluminense – UFF
Programa de Pós-Graduação em Geografia / Departamento de Geografia
Instituto de Geociências – Campus Praia Vermelha
Av. Litorânea s/n – Gragoatá – Niterói – CEP: 24.210-340
weckmuller@gmail.com - rsvicens@id.uff.br

Recebido em 5 de Outubro, 2015/ Aceito em 8 de Março, 2016
Received on October 5, 2015/ Accepted on March 8, 2016

RESUMO

A utilização conjunta de toda a série temporal de imagens, também conhecido como um cubo multitemporal, aumenta consideravelmente a dimensionalidade dos dados na detecção de mudanças e de trajetórias evolutivas da cobertura vegetal. Uma abordagem híbrida, com a associação entre técnicas baseada em pixels e objetos, é uma boa alternativa para diminuir o tempo no processamento dos cubos multitemporais, mantendo a precisão na detecção das mudanças. A construção de imagens mudança, geradas pixel a pixel, foi utilizado como insumo para o processo de segmentação e como escolha dos descritores que irão separar as mudanças das coberturas invariantes, utilizando classificação orientada a objetos, baseados numa lógica fuzzy. Por se tratar de um intervalo multitemporal de três datas de uma mesma cena RapidEye (2009, 2010 e 2011), foram utilizadas e comparadas duas medidas estatísticas de dispersão: amplitude e desvio padrão. A área de estudo representa uma área bem dinâmica do estado do Rio de Janeiro, quanto a cobertura da terra nos últimos anos, devido à instalação de um Complexo Petroquímico (COMPERJ). A amplitude superestimou a classe de mudanças, porém apresentou bons resultados, com uma exatidão global de 0,87 e índice Kappa de 0,74. Já o uso do desvio padrão como imagem mudança apresentou os melhores resultados, identificando 2791 ha de mudança na área de estudo com uma exatidão global de 0,94 e índice Kappa de 0,88.

Palavras chaves: Normalização Radiométrica, Imagens Mudança, Amplitude, Desvio Padrão, Sensoriamento Remoto.

ABSTRACT

The use of all images at one time, also known as a multi-temporal cube, considerably increases the dimensionality of data, making it difficult to detect changes. Therefore, it is considered a hybrid approach, based on the association between pixels and objects, as a good alternative to reduce the processing time of multi-temporal cubes techniques, maintaining the accuracy of change detection. The building of change images, generated pixel by pixel, was used as input for the segmentation process and also used like descriptors that separate the changes of no changes by object-oriented classification based on a fuzzy logic in *eCognition*®. As this is a multi-temporal range with three RapidEye® scenes (dated 2009, 2010 and 2011) were used and compared two statistical measures of dispersion: amplitude and standard deviation. The study area represents a very dynamic area of the state of Rio de Janeiro with a lot of changes in land cover recently, due to the installation of a Petrochemical Complex (COMPERJ). The amplitude overestimated

the class "change", but showed good results with an overall accuracy of 0.87 and a Kappa index of 0.74. But the use of standard deviation as change image showed the best results in this paper, identifying 2791 hectares of changes in the study area with an overall accuracy of 0.94 and a Kappa index of 0.88.

Keywords: Radiometric Normalization, Change Images, Amplitude, Standard Deviation, Remote Sensing.

1. INTRODUÇÃO

O processamento de imagens multitemporais e detecção de mudanças tem sido um campo de pesquisa ativa em sensoriamento remoto por décadas (JIANYA *et al.*, 2008). Detectar mudanças significa identificar alterações na superfície terrestre por meio da análise de imagens da mesma área coletadas em diferentes datas (SINGH, 1989). Estes estudos permitem entendermos melhor a relação e interação entre sociedade e natureza, contribuindo para a gestão e utilização dos recursos, de uma maneira mais eficiente e sustentável (LU *et al.*, 2004). Como as mudanças induzidas pelo homem ocorrem em um ritmo cada vez mais rápido, espera-se que os sistemas de monitoramento baseados em sensoriamento remoto, que imageam o Planeta Terra em tempo integral, tenham papéis cruciais na política ambiental e tomadas de decisão (CHEN *et al.*, 2012).

Existem muitas técnicas para a análise multitemporal e cada uma possui uma forma própria de lidar com a extração e com a classificação das mudanças. Não existe um método universalmente aceito. Os parâmetros de escolha dessas técnicas dependem do objetivo da pesquisa e/ou da preferência por parte do pesquisador por determinada ferramenta (COPPIN *et al.*, 2004; JENSEN, 2009).

Dentre as várias técnicas de detecção de mudanças, há um esforço da literatura em separá-las em grandes grupos. Coppin *et al.* (2004) classifica-as pelo número de imagens utilizadas. Caso sejam apenas duas, a metodologia é bitemporal, se forem utilizadas três ou mais delas então a metodologia é de análise da trajetória temporal. Porém Peiman (2011) e Kiel (2008) salientam que a classificação mais usual das técnicas de detecção de mudanças seria em dois grandes grupos: pré-classificação e pós-classificação.

A análise pós-classificação consiste na geração de uma classificação para cada data em separado, para uma posterior detecção de mudanças na comparação destes mapas

temáticos, que pode ser em uma integração entre o sensoriamento remoto e um Sistema de Informações Geográficas (LU *et al.*, 2004). É uma técnica abundante na literatura por ter sido o precursor das análises temporais.

Kiel (2008) salienta que a maior desvantagem talvez resida na sua exigência em tempo e custo, visto os mapeamentos e validações a serem realizados antes de detectar as mudanças. Além disso, Jensen (2005) acrescenta que os erros de classificação de cada data estabelecem uma maior probabilidade de erro no mapa de mudanças, pois a precisão da detecção de mudanças é dependente de classificações individuais. Deer (1995) também acredita que os resultados desta técnica ficam muito restritos às classes iniciais, que são normalmente discretas. Já Coppin *et al.* (2004) acredita que um bom esquema de classificação pode ajudar no foco da detecção de mudanças ao isolar as transformações que não importam aos objetivos.

A comparação dos mapas temáticos obtidos através da classificação pode ser realizada visualmente ou em um ambiente de geoprocessamento (KIEL, 2008). Utilizando técnicas de geoprocessamento, esta análise pode aplicar funções de álgebras de mapas, resultando em um mapeamento do tipo "from-to", como por exemplo os trabalhos de Sallaba (2009) e Weckmüller e Vicens (2013), ou cruzar três ou mais classificações dentro de um SIG, numa perspectiva multitemporal, formando trajetórias evolutivas, como visto em Mena (2008) e Weckmüller *et al.* (2013).

A análise pré-classificação, também chamada de análise direta, consiste na classificação de todas as imagens de diferentes datas juntas. A premissa básica é a de que todas as alterações na cobertura terrestre deverão resultar em mudanças nos valores de radiância (SINGH, 1989).

A combinação de um conjunto de imagens de datas diferentes para uma análise direta é chamada de imagem ou cubo multitemporal. Uma vez construída, esta imagem multitemporal é classificada uma única vez para a detecção

das mudanças, sob o princípio de que nas áreas onde ocorreram as transformações se concentrem discrepâncias estatísticas quando comparadas com o restante da imagem, que se manteve inalterado (MAS, 1999; COPPIN *et al.*, 2004). O conhecimento e experiência do pesquisador é fundamental para trabalhar com este cubo multitemporal, visto o aumento na dimensionalidade de dados a serem trabalhados (WECKMÜLLER, 2015).

Muitos são os trabalhos que se destacam no uso desta técnica. Weismiller *et al.* (1977) constataram que a subtração de imagens (chamada pelos autores de “classificação delta”) pode ser considerada muito simples quando aplicada à zona costeira, pois muita informação é perdida na imagem diferença resultante. Nelson (1983) considerou a diferença entre índices de vegetação a técnica mais efetiva para detectar mudanças no dossel das florestas, já que associa razão e diferença no mesmo método.

Um dos métodos mais difundidos, a detecção multivariada de alterações (MAD) (CANTY *et al.*, 2004; NIELSEN *et al.*, 1998) utiliza análise de correlação canônica tradicional para achar combinações entre dois grupos de variáveis (bandas espectrais), cada grupo correspondendo a uma data diferente. O MAD segue uma distribuição qui-quadrado, de forma que os limiares de invariância podem ser facilmente estabelecidos.

Já Kiel (2008) comparou e avaliou diversas técnicas de análise direta na detecção de mudanças numa área rural do Rio Grande do Sul e não encontrou nenhuma que se sobressaísse muito sobre a outra. Porém o autor ressalta que talvez a presença significativa de nuvens e a escolha do mesmo por uma escala regional tenham contribuído para este resultado.

Seja qual for a análise escolhida, normalmente o pesquisador escolhe um método baseado em pixels ou um baseado em objetos. Jyania *et al.* (2008) defendem que a associação entre estes métodos melhora a precisão dos resultados. Os autores chamam esta associação de método híbrido de detecção de mudanças. A ideia deste algoritmo é que a informação preliminar de mudanças deve ser derivada de pixels, com a construção de imagens com informações estatísticas de dispersão (imagens mudança), enquanto que posteriormente o

método baseado em objetos é aplicado para melhor extrair os resultados destas mudanças.

Diversos autores utilizaram este método híbrido para detectar mudanças. Carvalho *et al.* (2001) criaram imagens diferença e adicionam-na ao projeto de classificação para detecção de desmatamentos no sudeste brasileiro. Porém, na etapa de segmentação, somente estas imagens transformadas (imagens mudança) foram utilizadas no processo. Os autores destacaram a efetividade desta segmentação na extração de objetos de mudança. Além disso, o resultado foi obtido em menor tempo, visto que a tarefa de segmentar todo o cubo multitemporal, que exige muito mais processamento, foi evitada.

McDermid *et al.* (2008) utilizou metodologia similar, porém além de imagens diferença, acrescentou imagens com informações sobre umidade, que foram efetivas em detectar distúrbios em áreas florestadas no oeste do Canadá. De acordo com os autores, os algoritmos híbridos de detecção de mudanças reduziram as pequenas falsas mudanças provocadas pela delimitação inconsistente dos objetos, com um significativo grau de precisão.

Na maioria dos casos, o processo de segmentação é realizado em imagens diferença obtidas por subtração pixel a pixel de bandas correspondentes. Porém, ressalta-se que qualquer tipo de imagem mudança pode ser utilizada, como por exemplo: razão, desvio-padrão, amplitude, dentre outros.

Neste trabalho, pretende-se aplicar um método híbrido de detecção de mudanças, através de uma abordagem pré-classificação pixel a pixel, seguida do processo de segmentação, associada ao posterior uso de classificação orientada a objetos para a definição do limiar fuzzy de mudança e invariância. Com uma análise multitemporal de imagens do satélite RapidEye, datadas de 2009, 2010 e 2011, pretende-se comparar o desempenho das imagens de amplitude e desvio-padrão, na detecção de mudanças em séries multitemporais.

2. ÁREA PILOTO

O estado do Rio de Janeiro já passou por muitas modificações no que se refere ao uso e cobertura da terra. Sua história mostra que a urbanização dos antigos núcleos de colonização e os diferentes ciclos econômicos observados

foram determinantes para a remoção da cobertura vegetal original.

Recentemente, em 2008, a Petrobrás iniciou a construção do Complexo Petroquímico do Rio de Janeiro (COMPERJ) no município de Itaboraí, um mega-empresendimento com uma área de 45 km² (correspondente à aproximadamente 10% da área deste município), que possui uma área de influência que compreende 11 municípios do leste fluminense.

Este empreendimento, quando iniciado, tinha previsão de atrair mais de 200 mil empregos diretos e indiretos até 2018, o que acarreta uma forte pressão no uso e cobertura da terra de Itaboraí e nos municípios do entorno. A natureza do empreendimento implica em mudanças rápidas e intensas na cobertura da terra, desde o início, atingindo as áreas próximas às obras, com destaque para o município de Itaboraí.

Com resolução espacial e temporal capaz de atender a velocidade e dimensão das mudanças desse vetor de transformação, foi escolhida uma cena (ID: 2328624) do sensor Choros e Trochia/RapidEye, na área do COMPERJ e seu entorno, que compreende parte de cinco municípios do estado do Rio de Janeiro: Cachoeiras de Macacu, Guapimirim, Itaboraí, Rio Bonito e Tanguá (Figura 1).

As imagens RapidEye foram adquiridas com um nível de processamento 3A, ortorretificadas, com os pixels reamostrados para 5 x 5 m² e formatados em imagens com tamanho de 25 x 25 km² (625 km² de área). De acordo com Machado e Silva *et al.* (2013), o processo de correção geométrica do nível 3A faz uso dos dados de efemérides e atitude do satélite, do modelo de visada da câmera, além de pontos de controle e modelo digital de elevação. Foram utilizadas três datas de passagens na mesma cena, coletadas pelos sensores RE4 e RE5 (Tabela 1).

3. MÉTODOS

Para uma boa detecção de mudanças, a etapa de pré-processamento é tão importante quanto o mapeamento das mudanças em si. Os tópicos a seguir detalham todos os procedimentos metodológicos desenvolvidos neste trabalho.

3.1 Pré-processamento

Para a detecção de mudanças nos sistemas terrestres, o pré-processamento é de fundamental

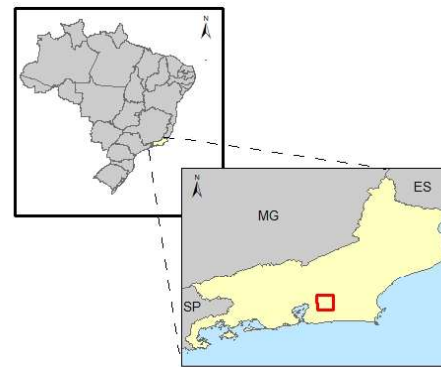


Fig. 1 - Localização da área de estudo no estado do Rio de Janeiro.

Tabela 1: Imagens RapidEye utilizadas na pesquisa

Data	Sensor	Nível processamento
19/04/2009	RE4 - Choros	3A
19/08/2010	RE5 - Trochia	3A
04/09/2011	RE4 - Choros	3A

importância, pois minimiza diferenças geométricas e radiométricas entre as imagens que podem resultar em falsas mudanças (MAS, 1999). De acordo com Coppin e Bauer (1996), estas falsas mudanças podem ser resultantes das diferenças de absorção e espalhamento atmosféricos devido a variações no vapor de água e/ou concentrações de aerossóis na atmosfera em momentos distintos no tempo, diferentes ângulos do posicionamento solar no momento de aquisição, problemas de calibração dos sensores, entre outros problemas já previamente citados.

Lu *et al.* (2004) destacam que antes de implementar a detecção de mudanças, as seguintes condições devem ser atendidas: (1) um registro preciso das imagens multitemporais; (2) correção atmosférica e/ou normalização radiométrica entre as imagens; (3) estados fenológicos semelhantes entre as imagens; e (4) seleção de imagens com mesma resolução espacial e espectral, se possível. Coppin e Bauer (1996) consideram as correções geométricas e radiométricas como as mais importantes técnicas de pré-processamento para a detecção de mudanças.

3.1.1 Normalização Geométrica

O registro das imagens foi realizado no software Erdas 2013, através da extensão de ferramentas AutoSync, que permite o registro de imagens de maneira semiautomática, pois possui um algoritmo matemático que busca similaridades espectrais e texturais entre as imagens, para definir pontos homólogos entre elas. O usuário deve informar ao software pelo menos entre quatro e cinco pontos comuns entre a imagem base e a imagem a ser registrada. Após isso, configura-se a porcentagem de similaridade desejada e o algoritmo de reamostragem. Assim, o *AutoSync* gera novos pontos de controle, com exatidão sub-pixel, sendo bem mais eficiente e rápido que o método tradicional de registro manual, que é totalmente dependente da precisão visual do pesquisador.

As cenas de 2010 e 2011 foram registradas com base na de 2009. Para tal, até oito pontos de controle foram inseridos manualmente na imagem a ser registrada, de uma maneira bem dispersa pela cena. Os pontos automáticos foram gerados com mais de 90% de similaridade. Foi utilizada a equação polinomial de 1ª ordem, que permite um maior ajuste na imagem, e o método de reamostragem pelo vizinho mais próximo.

3.1.2 Correção radiométrica

Um fator fundamental numa detecção de mudanças é a correção radiométrica das imagens. De acordo com Song *et al.* (2001), esta correção pode ocorrer de duas formas: absoluta e relativa.

A correção absoluta é aquela que utiliza parâmetros de calibração do sensor e da atmosfera para estimar a refletância de superfície.

Segundo Pimenta *et al.* (2013), estes parâmetros podem ser estimados, caso o modelo adotado seja alternativo, ou medido, caso o método usado seja o físico, que tenta retratar a complexidade da atmosfera e sua complexa interação com a radiação. Este último requer muito conhecimento acerca dessas interações por parte do pesquisador.

A correção relativa utiliza somente dados da própria imagem, não exigindo parâmetros atmosféricos. Dos diversos métodos existentes, dois foram escolhidos: a subtração dos objetos escuros e a normalização radiométrica. A associação destes é uma proposta de Cronemberger (2014), adaptada para este trabalho, como uma tentativa de aproximação espectral das imagens com a realidade, permitindo o uso de índices de vegetação, e uma aproximação espectral das imagens entre si, otimizando a detecção de mudanças.

3.1.2.1 Correção Atmosférica

A subtração de objetos escuros (*Dark Object Subtraction-DOS*) é provavelmente, a técnica de correção atmosférica mais simples. . Song *et al.* (2001), num extenso trabalho comparando nove técnicas de correção atmosférica, das mais simples às mais complexas, quanto a sua influência na acurácia na detecção de mudanças, obtiveram os melhores resultados na correção por DOS. Embora os mais simples algoritmos de correção atmosférica não sejam tão precisos quanto os mais complicados, na estimativa de refletância de superfície, eles fazem um trabalho melhor de reduzir as diferenças entre as imagens multitemporais..

O DOS, proposto por Chavez Jr. (1988), assume que em toda cena e em qualquer banda espectral, existem pixels que deveriam assumir o valor zero, uma vez que estes pixels não poderiam receber e refletir radiação, ou ainda absorvê-la por completo (sombras na região do visível ou corpos d'água límpidos na região do infravermelho próximo, por exemplo). Caso estes pixels apresentem valores maiores que zero, o valor excedente deve ser explicado pela interferência aditiva do espalhamento atmosférico (PONZONI & SHIMABUKURO, 2009). Após a identificação destes valores excedentes em cada banda, o mesmo é subtraído dos pixels, considerando a interferência atmosférica como sendo uniforme em toda a cena.

A ferramenta *Dark Object Subtraction*, do software ENVI, foi utilizada para definir o valor que deveria ser subtraído dos pixels de cada banda. Após efetuar a operação, esta ferramenta gera uma imagem DOS. Este processo foi aplicado somente na imagem de referência (2009) para a normalização radiométrica.

3.1.2.2 Normalização Radiométrica

Em algumas circunstâncias, aplicações que envolvem classificação e detecção de mudanças, a correção atmosférica é desnecessária, principalmente quando os dados utilizados no método não derivam de dados de radiância. Song *et al.* (2001), em testes realizados com uma série multitemporal de imagens Landsat, mostraram que métodos complexos de correção atmosférica por extração de aerossol melhoram muito pouco a classificação e a detecção de mudanças. Os melhores desempenhos foram encontrados para métodos mais simples como o DOS. Resultado similar foi encontrado por Schroeder *et al.* (2006).

Para a maioria das séries históricas de imagens de satélites não existem informações associadas às condições atmosféricas, iluminação, entre outras. Em função disso, Canty *et al.* (2004) acreditam que a normalização baseada na informação radiométrica intrínseca às imagens é uma alternativa sempre que a radiância absoluta da superfície não é necessária, como no caso da detecção de mudanças.

Testes realizados por Schroeder *et al.* (2006) para vários métodos de correção radiométrica, comparando por datas e por bandas em imagens Landsat, mostraram que a normalização produz sempre os melhores resultados para séries temporais. Esses resultados são similares aos de Olson (1995) quem reportou a correção relativa como preferível à correção absoluta para detecção acurada de mudanças em floresta boreal.

A normalização é realizada num par de imagens correspondentes, de datas diferentes (sendo uma delas a referência), onde diferentes técnicas são empregadas para selecionar feições pseudo-invariantes (PIFs) as quais são subsequentemente utilizadas para calibrar empiricamente séries temporais de imagens. Sendo assim a normalização radiométrica pode ser considerada uma correção relativa que

consiste em minimizar diferenças radiométricas entre imagens, para que as mesmas possam ser comparadas ou classificadas em conjunto.

Proposta por Hall *et al.* (1991), com o nome de Retificação Radiométrica, a normalização desenvolvida por estes autores consiste no uso de um conjunto de pontos invariantes ao longo do tempo entre a imagem referência e a imagem a ser normalizada, para determinar os parâmetros de regressão linear através dos mínimos quadrados (*Ordinary Least Square Regression*).

O ajuste entre a imagem de referência e as imagens a serem normalizadas segue dois critérios: a seleção manual de feições pseudo-invariantes (Pseudo-invariant Features – PIF) (SCHOTT *et al.*, 1988) ou a ordenação estatística através de detecção multivariada de alterações (Multivariate Alteration Detection – MAD) (NIELSEN *et al.*, 1998; CANTY *et al.*, 2004). Ambos métodos foram comparados por Schroeder *et al.* (2006) que acharam poucas diferenças entre eles, com um desempenho ligeiramente melhor do MAD.

Embora seja um método com maior consumo de tempo e esforço, a utilização de PIFs, que de acordo com Song *et al.* (2001), representam formas bem definidas espacialmente e espectralmente estáveis ao longo do tempo, permite uma maior representatividade das diferentes coberturas invariantes, sendo selecionados PIFs claros e escuros, como sugerido por Eckhardt *et al.* (1990).

A coleta destes PIFs pode ser feita de várias maneiras. Uma delas seria a geração de pontos aleatórios, sendo escolhidos aqueles que possuem menor diferença entre si, o que apontam para possíveis áreas estáveis. Porém, este método é questionável no sentido de talvez não atender a heterogeneidade das classes de uma imagem, pois os pontos resultantes desta filtragem podem estar predominantemente em corpos d'água, por exemplo. Sendo assim, a obtenção dos PIFs neste trabalho foi adaptada dos trabalhos de Cronemberger (2014) e Weckmüller (2015), que consiste na coleta de pelo menos trinta pontos invariantes por classe, manualmente, que represente toda a heterogeneidade da cobertura da terra na cena.

Foram coletados cerca de 300 PIFs representativos das classes invariantes observadas

em todas as imagens (de 2009 a 2011), portanto aptos ao processo de normalização. Após a extração dos números digitais destes pontos, em cada banda de cada imagem, foram obtidas as regressões lineares pelos mínimos quadrados.

A seguir, foi utilizada a ferramenta Raster Calculator, do software ArcGis 10.1, para estimar os valores normalizados nas imagens de 2010 e 2011, através dos parâmetros β_0 e β_1 das regressões lineares, gerando imagens normalizadas radiometricamente. Novos parâmetros de regressão e diagramas de dispersão entre a imagem de referência e as imagens normalizadas foram utilizados para avaliar o desempenho do processo.

3.2 Método híbrido de detecção de mudanças

O método híbrido de detecção de mudanças tem esse nome por utilizar tanto a técnica baseada em objetos quanto a baseada em pixels (JIANYA *et al.* 2008). Sua premissa perpassa pela construção de imagens com informações estatísticas (imagens mudança) como base para o processo de segmentação do cubo multitemporal, passos estes descritos nos tópicos a seguir.

3.2.1 Construção das imagens mudança

As imagens mudança são resultantes de técnicas baseadas em pixels. Elas apresentam informações estatísticas entre as bandas do cubo multitemporal, que podem indicar possíveis áreas de mudanças na cobertura da terra.

Aplicações de detecção de mudanças que utilizam informações estatísticas inseridas diretamente no processo são comuns, principalmente a razão e a subtração de bandas. Porém, esta técnica aplica-se somente às detecções bi-temporais. Por se tratar de uma perspectiva multitemporal, com três datas, procurou-se adotar duas medidas de dispersão: o desvio-padrão e a amplitude.

As imagens mudança foram calculadas no software ArcGis, através da ferramenta Raster Calculator e adicionadas ao cubo multitemporal utilizado posteriormente na separação de duas classes: mudanças e invariante. Visualmente, a amplitude e o desvio-padrão das bandas 4 e 5 (borda do vermelho e infravermelho próximo, respectivamente) apresentam áreas com cores mais claras (valores digitais altos), que podem representar áreas de mudança (Figura 2).

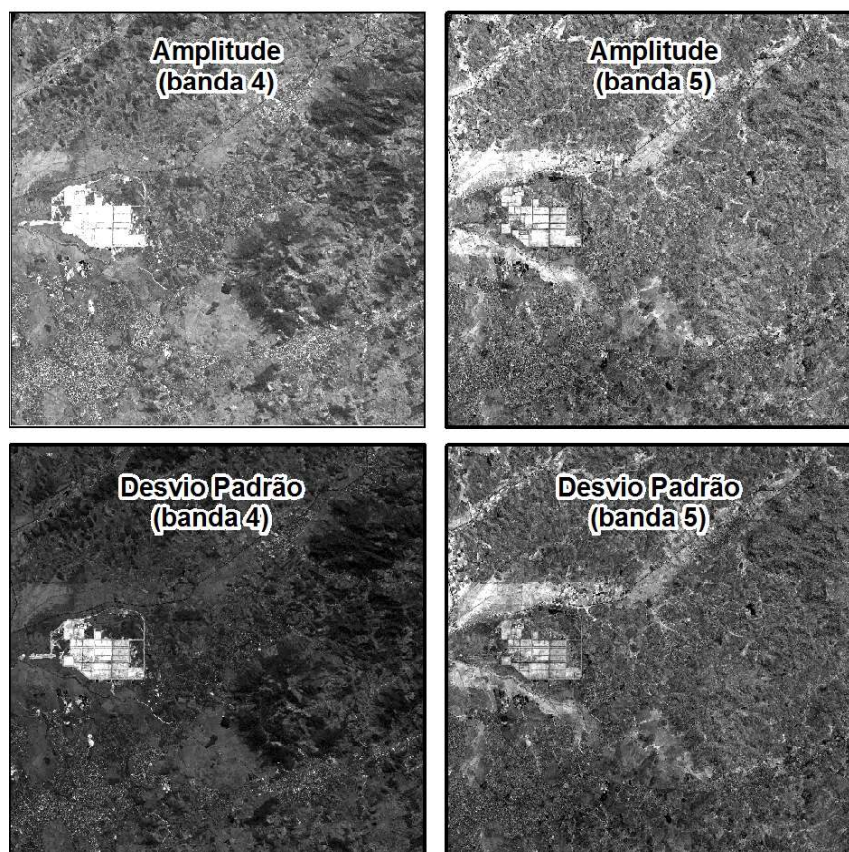


Fig. 2 - Imagens mudança de amplitude e desvio padrão geradas pixel a pixel (bandas 4 e 5).

3.2.2 Segmentação do cubo multitemporal

Com o objetivo de avaliar a precisão de cada banda estatística para separar as mudanças das invariâncias em imagens multitemporais, foram rodados processos de segmentação e classificação em projetos separados, utilizando software *eCognition* 8.8

Somente as bandas das imagens mudança foram usadas para a segmentação da cena,

evitando utilizar todo o cubo multitemporal, o que aumentaria o tempo de processamento e talvez não tivesse o resultado esperado. Após o teste de vários parâmetros de segmentação, uma combinação destes foi escolhida como satisfatória a todos os projetos: 200 de escala, 0.8 de forma e 0.5 de compacidade. Apesar de as imagens mudanças se distinguirem pela cor (valor dos pixels), um fator de forma mais alto resultou em melhores segmentações (Figura 3).

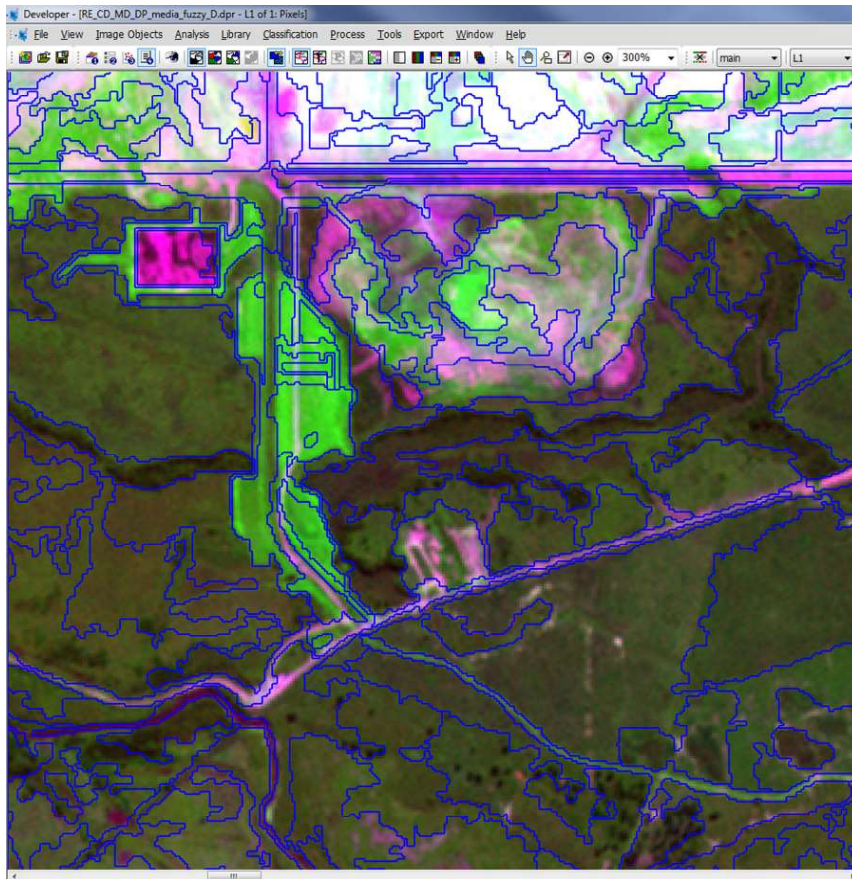


Fig. 3 - Detalhe da segmentação aplicada no cubo multitemporal de imagens RapidEye.

3.2.3 Classificação das mudanças

A classificação foi realizada no software *eCognition*, com ênfase na modelagem fuzzy e análise orientada a objetos. De acordo com Cruz *et al.* (2009), a análise Fuzzy fornece o grau de pertinência de um objeto para todas as classes definidas na legenda, numa lógica de probabilidades, cujos valores podem ser inseridos em novos contextos de classificação. Cruz *et al.* (2007) apontam que a classificação orientada a objeto busca simular técnicas de interpretação visual através da modelagem do conhecimento para identificação de feições,

baseada na descrição de padrões identificadores, tais como textura, cor, métrica, contexto.

A fase de coleta de amostras das classes é considerada fundamental para o conjunto de respostas espectrais para cada classe. Uma alternativa utilizada para esta coleta foi a geração de composições coloridas multitemporais no próprio software, ou seja, o uso de bandas de diferentes datas no canal RGB (Figura 4). Este tipo de composição evidencia visualmente áreas de mudanças, com maior brilho, facilitando o processo de seleção das amostras. As imagens mudanças também são utilizadas no processo de amostragem, na ocorrência dos maiores valores.

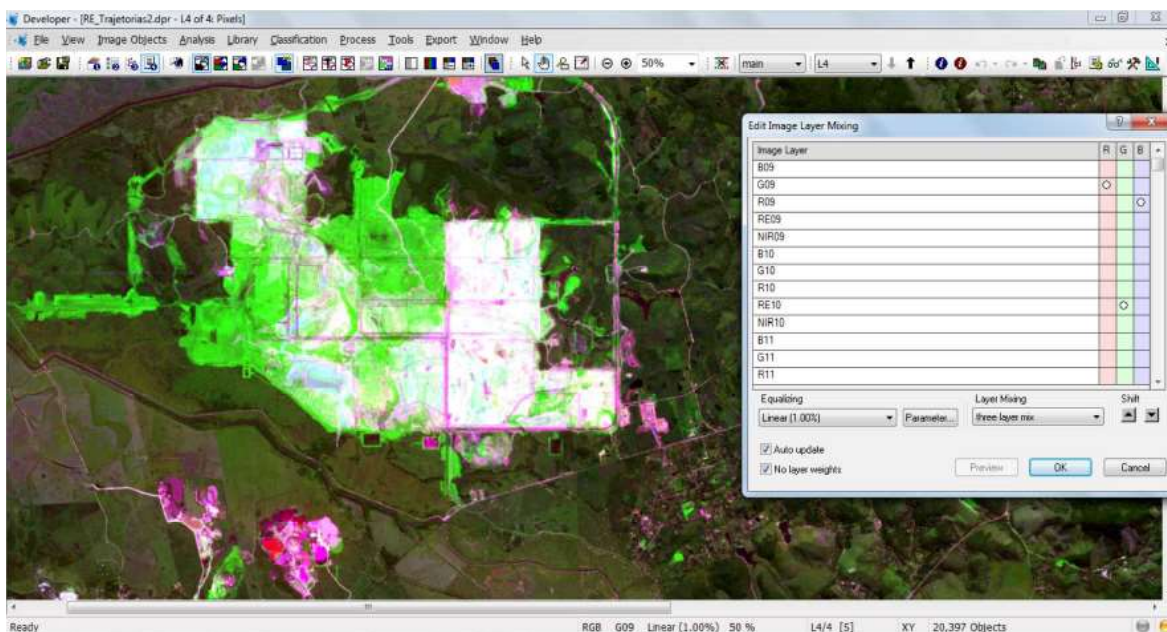


Fig. 4 - Tela do eCognition® com a composição multitemporal utilizada como auxílio para amostragem. Canal R (banda verde de 2009); G (banda borda do vermelho de 2010) e B (banda vermelho de 2009).

Tabela 2: Descritores e limiares de classificação utilizados na separação de mudança e invariância. As bandas espectrais foram utilizadas nos dois projetos de classificação

Descriptor estatístico	Banda espectral	Modelo Fuzzy	Limiares Fuzzy Mudança
Amplitude	B2 (Verde)		10586
	B3 (Vermelho)		10960
	B4 (Borda do Vermelho)		18040
	B5 (Infravermelho)		21662
Desvio Padrão	B2 (Verde),		13950
	B3 (Vermelho)		12010
	B4 (Borda do Vermelho)		16760
	B 5 (Infravermelho)		23985

Comparando as respostas espectrais das amostras de treinamento, foram escolhidos os limiares de classificação entre mudanças e invariância, utilizando quatro bandas das imagens amplitude e desvio padrão (Tabela 2). As imagens de amplitude e desvio padrão da banda 1 (azul) não foram usadas pelos piores resultados apresentados nesta banda na normalização radiométrica. Foi modelada a classe invariância, enquanto que à classe mudança foi atribuído o critério de não-pertencia à classe anterior.

Não foi realizada edição manual pós-classificação em nenhum dos dois projetos, permitindo comparar o desempenho entre a amplitude e o desvio padrão na detecção das mudanças na série temporal.

3.2.4 Validação dos resultados

Como forma de validação do desempenho de cada um dos parâmetros estatísticos indicativos de mudanças na série temporal, optou-se pelo índice Kappa, associado à análise da matriz de confusão.

Considera-se que a análise da matriz de confusão é tão importante quanto o índice Kappa, pois permite identificar a principal fonte de erros da classificação, se é proveniente do algoritmo e/ou do pesquisador.

A seleção dos pontos amostrais para avaliação foi aleatória. No caso da análise de diferentes métodos numa mesma área de estudo, os pontos devem ser diferentes, evitando um efeito conhecido como pontos treinados, onde

a localização dos mesmos pode superestimar os resultados. Congalton (1991) indicou como tamanho amostral representativo para uma validação $n=50$, sendo observado o mesmo tamanho neste trabalho o que, segundo o autor,

garante a relevância estatística dos dados.

A Figura 5 resume todas as etapas metodológicas supracitadas, destacando os softwares e ferramentas utilizadas para a detecção e validação das mudanças.

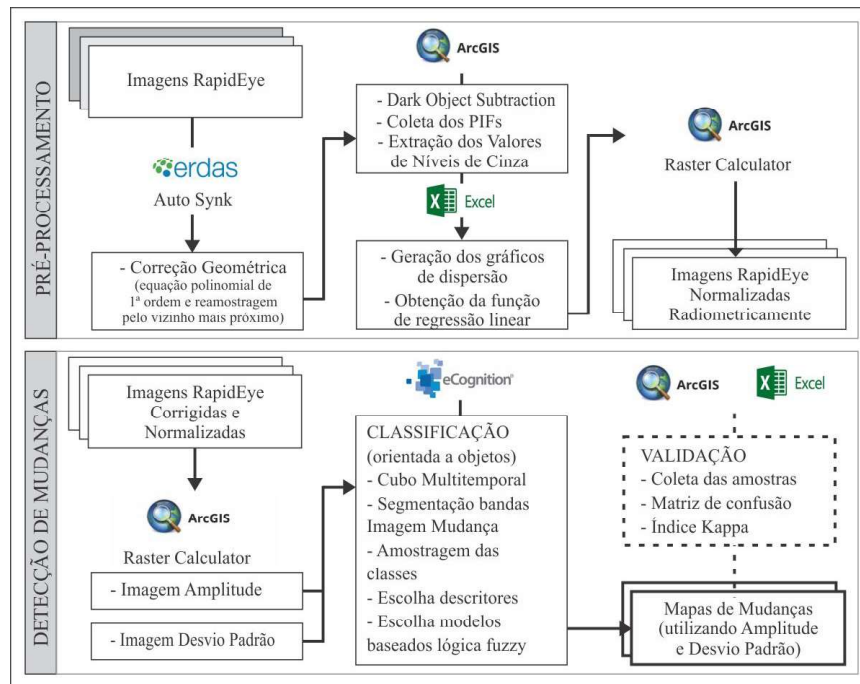


Fig. 5 - Fluxograma metodológico do pré-processamento e classificação pelo método híbrido de detecção de mudanças.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A seguir será apresentado e discutido os resultados desta pesquisa, onde o uso de imagens mudança na segmentação do cubo multitemporal e na detecção das mudanças em si mostrou-se eficiente.

4.1 Pré-processamento

A etapa de pré-processamento obteve resultados interessantes, fundamentais para o êxito da detecção de mudanças, principalmente na etapa de normalização radiométrica.

4.1.1 Normalização geométrica

A correção geométrica apresentou RMS (erro médio quadrático, do inglês root mean square) parecidos para cada cena corrigida, com precisão sub-pixel, o que certamente é importante para a aplicação de uma detecção de mudanças (Tabela 3).

Data cena	Pontos manuais	Pontos automáticos	Similaridade (%)	RMS
2010	8	6	97	0.45
2011	7	11	96	0.49

A correção atmosférica da imagem de 2009, através da subtração dos pixels escuros, foi realizada para cada banda espectral (Tabela 4), corrigindo os efeitos de espalhamento da atmosfera. Esta nova imagem passou a ser a imagem referência para o processo de normalização radiométrica.

Tabela 4: Valores subtraídos dos pixels por banda espectral na correção atmosférica pelo método DOS

Bandas da imagem RapidEye	Valores a serem subtraídos dos pixels
Banda 1 (Azul)	3560.51262
Banda 2 (Verde)	1912.12465
Banda 3 (Vermelho)	603.09026
Banda 4 (Borda do vermelho-)	793.00991
Banda 5 (Infravermelho)	716.81330

4.1.2 Normalização radiométrica

Tendo como referência a imagem 2009 radiometricamente corrigida, foram normalizadas as imagens de 2010 e 2011. As figuras 6 e 7 representam as imagens antes e depois da normalização. Na função da reta de melhor ajuste após normalizar as imagens, observam-se valores de X e Y bem próximos, com gradiente

próximo aos 45 (parâmetros β_0 próximos de 0 e β_1 próximos de 1), o que indica um bom resultado na normalização.

A proximidade dos PIFs com a reta no diagrama de dispersão indica alta probabilidade de serem pixels invariantes, o que nos leva a crer que o processo de coleta manual e por classe, mesmo sendo mais demorado, foi importante para a boa correlação obtida.

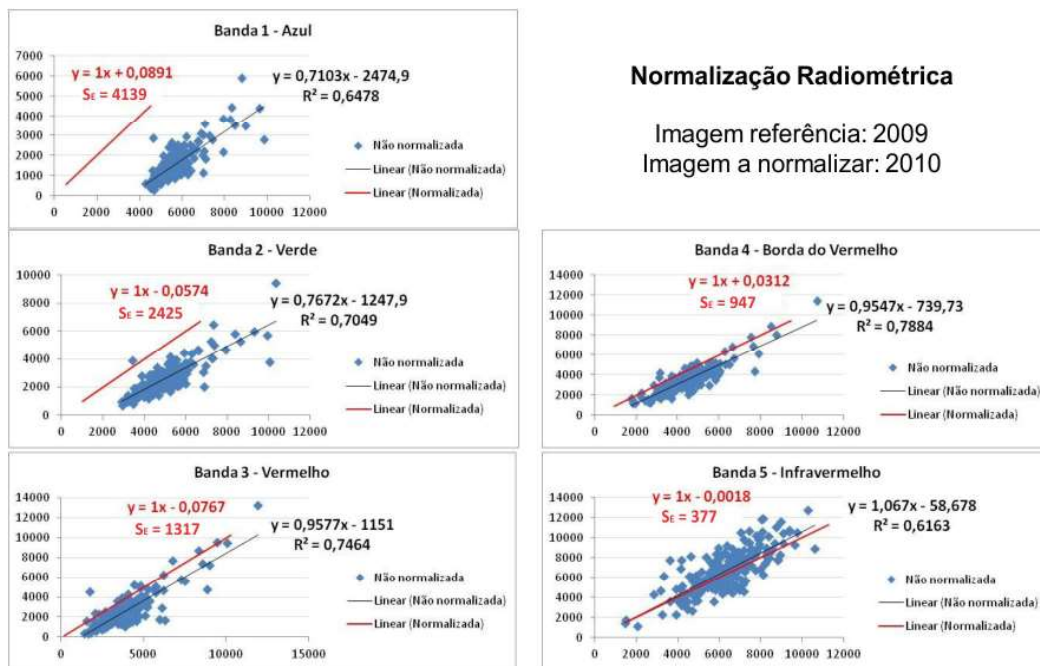


Fig. 6 - Normalização radiométrica da imagem de 2010 e sua avaliação. O erro padrão da estimativa (SE) está em valores de níveis de cinza.

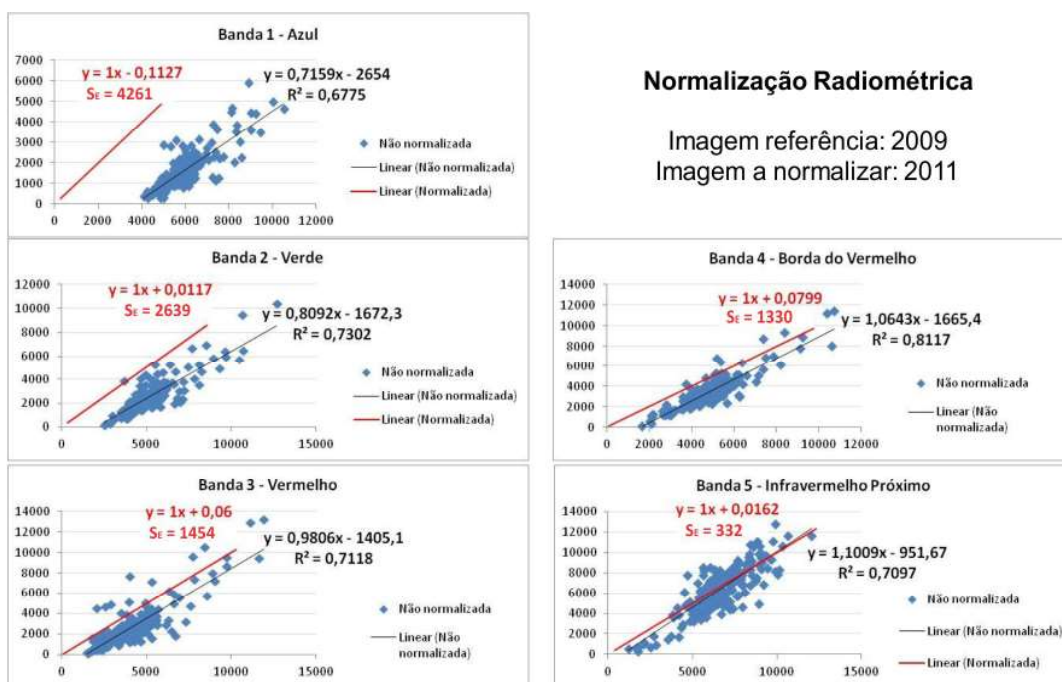


Fig. 7 - Normalização radiométrica da imagem de 2011 e sua avaliação. O erro padrão da estimativa (SE) está em valores de níveis de cinza.

Analisando as duas retas lineares nos gráficos, a não-normalizada (preta) e a normalizada (vermelha), observa-se um distanciamento decrescente entre elas da banda 1 a 5, ou seja, as bandas com menores comprimentos sofreram as maiores modificações no processo de normalização. O que se mostra coerente com a Tabela 3, visto que o valor subtraído dos pixels destas bandas também decresceu, excetuando-se na banda do vermelho.

Este resultado é corroborado pela análise do erro padrão da estimativa (SE) que também decresceu da banda 1 a 5 (Tabela 5). Mesmo a banda 1 tendo apresentado um SE bem mais elevado, quando comparado às bandas restantes, esta diferença não prejudicou a detecção de mudanças, visto que esta não foi utilizada como descritor para a classificação das mudanças (Tabela 2).

Tabela 5: Erro padrão da estimativa dos valores normalizados (SE), por banda, em cada processo de normalização radiométrica (em níveis de cinza)

Banda	S_E (2010)	S_E (2011)
Azul	4139	4261
Verde	2425	2639
Vermelho	1317	1454
Borda do Vermelho	947	1330
Infravermelho	377	332

4.2 Detecção de mudanças

A detecção de mudanças bi-temporal baseia-se na diferença entre os valores de reflectância das N bandas de duas imagens separadas no tempo. No seu consagrado trabalho de detecção multivariada de alterações (MAD) Nielsen *et al.* (1998) utilizam as N diferenças temporais e a correlação entre as duas datas na estimativa de probabilidade de dispersão das diferenças em relação a uma função de invariância. Com três ou mais datas, é preciso utilizar parâmetros estatísticos de dispersão dos valores de reflectância.

Os resultados aqui comparados correspondem à amplitude e ao desvio padrão dos valores de reflectância, por bandas, em N=3 datas de aquisição das imagens (Figura 8). As duas imagens mudança/invariante, obtidas

separadamente a partir dos dois parâmetros estatísticos de dispersão, tiveram seu desempenho comparado com 50 pontos amostrais de validação.

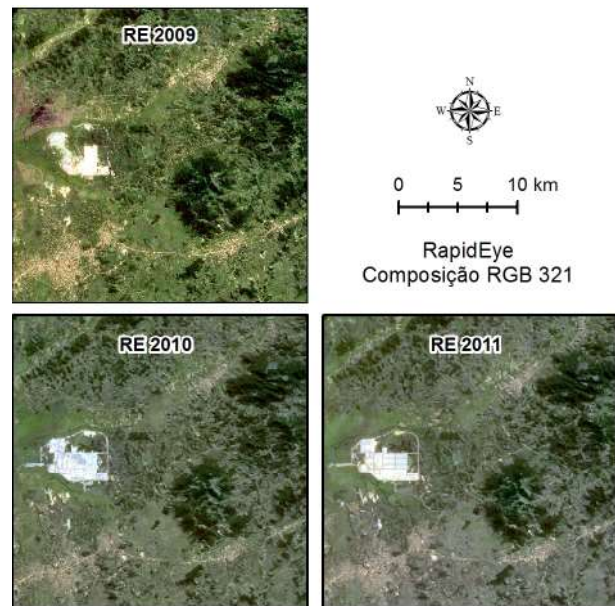


Fig. 8 - Imagens RapidEye utilizadas no trabalho (datadas de 2009, 2010 e 2011).

4.2.1 Amplitude

As imagens de amplitude tiveram bom desempenho na detecção das mudanças, principalmente as alterações da vegetação densa, detectadas nas imagens amplitude das bandas 4 (borda do vermelho) e 5 (infravermelho próximo). Mudanças associadas à atividade construtiva foram bem detectadas pela amplitude na banda do vermelho (banda 3).

Aparecem mudanças fenológicas nas planícies aluviais dos grandes rios, associadas às variações espectrais na vegetação em função das diferenças no grau de umedecimento do solo entre as duas datas. Também foram detectadas mudanças nas áreas agrícolas resultante da rotação de cultivos e preparo do solo. A área referente ao COMPERJ foi totalmente classificada como mudança, pois mesmo nas áreas previamente antropizadas, a atividade construtiva modificou a resposta espectral dos pixels, caracterizando-os como mudança (Figura 9). Do total da cena, 4042 ha de mudança foram encontrados, o que corresponde a 6,46% (Tabela 6).

Tabela 6: Áreas das classes de mudança e não-mudança (utilizando a amplitude)

Classes	Área (hectares)	Área (%)
Mudança	4042	6,46
Não mudança	58508	93,54

Na matriz de confusão (Tabela 7), os erros de omissão correspondem principalmente à coberturas de pastagens, antropizadas em 2010, próximas à área do empreendimento. Estas áreas foram utilizadas como descarte ou acúmulo dos materiais provenientes das obras de instalação do COMPERJ, que não apresentam diferenças espectrais significativas, sendo por isso, classificados erroneamente como invariantes.

A separação das mudanças da classe de coberturas invariantes teve uma exatidão global de 87% e um índice Kappa de 0,74, o que é considerado muito bom, de acordo com uma tabela de avaliação dos índices Kappa proposta por Landis e Koch (1977).

Tabela 7: Matriz de confusão do mapeamento de mudanças que utiliza a amplitude como imagem mudança

	Não-mudança	Mudança
Não-mudança	39	2
Mudança	11	48
Exatidão Global	0,87	
Kappa	0,74	

4.2.2 Desvio Padrão

Assim como na amplitude, as imagens desvio padrão das bandas 3, 4 e 5 foram muito úteis no processo de detecção de mudanças, pois possibilitou detectar processos de intensificação de áreas já antrópicas. As mudanças permanentes ou evolutivas predominaram sobre as mudanças temporárias ou dinâmicas, o qual resulta mais apropriado para a detecção de mudanças na trajetória evolutiva natural da cobertura da terra, isto é, não associadas aos estados cíclicos da paisagem. No entanto, algumas rotações de cultura, na beira dos grandes rios, também foram detectadas (figura 9).

Do total da cena, 2791 ha de mudança foram encontrados, o que corresponde a 4,46% (Tabela 8). Esta diminuição em relação à amplitude deve-se, provavelmente, a menor presença de mudanças cíclicas neste mapeamento.

Tabela 8: Áreas das classes de mudança e não-mudança (utilizando o desvio padrão)

Classes	Área (hectares)	Área (%)
Mudança	2791	4,46
Não mudança	59784	95,54

Analisando a matriz de confusão na Tabela 9 observam-se bons resultados, com erro de apenas uma amostra na classe de mudança. O algoritmo errou ao classificar algumas áreas de mudança como não-mudança. Os erros de omissão se comportaram como na amplitude, em áreas de pastagem alteradas por materiais resultantes das obras de instalação do empreendimento.

Com uma exatidão global de 94% e um índice Kappa de 0,88 o desvio-padrão foi obtve uma ótima precisão em detectar as mudanças, considerado um Kappa excelente, segundo Landis e Koch (1977).

Tabela 9: Matriz de confusão do mapeamento de mudanças que utiliza o desvio padrão como imagem mudança

	Não-mudança	Mudança
Não-mudança	45	1
Mudança	5	49
Exatidão Global	0,94	
Kappa	0,88	

A detecção das mudanças através da amplitude dos valores espectrais foi subestimada em relação ao mesmo método utilizando o desvio padrão. O desvio padrão, em comparação com a amplitude, teve uma melhor exatidão global e índice kappa (Figura 10), resultante do seu melhor acerto na detecção das mudanças, onde teve menos erros de omissão. Ainda, embora a diferença tenha sido muito pequena, a classificação errônea de áreas invariantes como mudanças (erro de comissão) foi menor quando utilizado o desvio padrão.

Em geral, as mudanças predominaram no entorno das instalações do empreendimento. Destaca-se também a presença de mudanças ao longo das grandes rodovias e centros urbanos. As mudanças próximas aos grandes rios, provavelmente representam rotações de cultivos, áreas estas, que também concentraram grande parte dos erros encontrados no processo de validação.

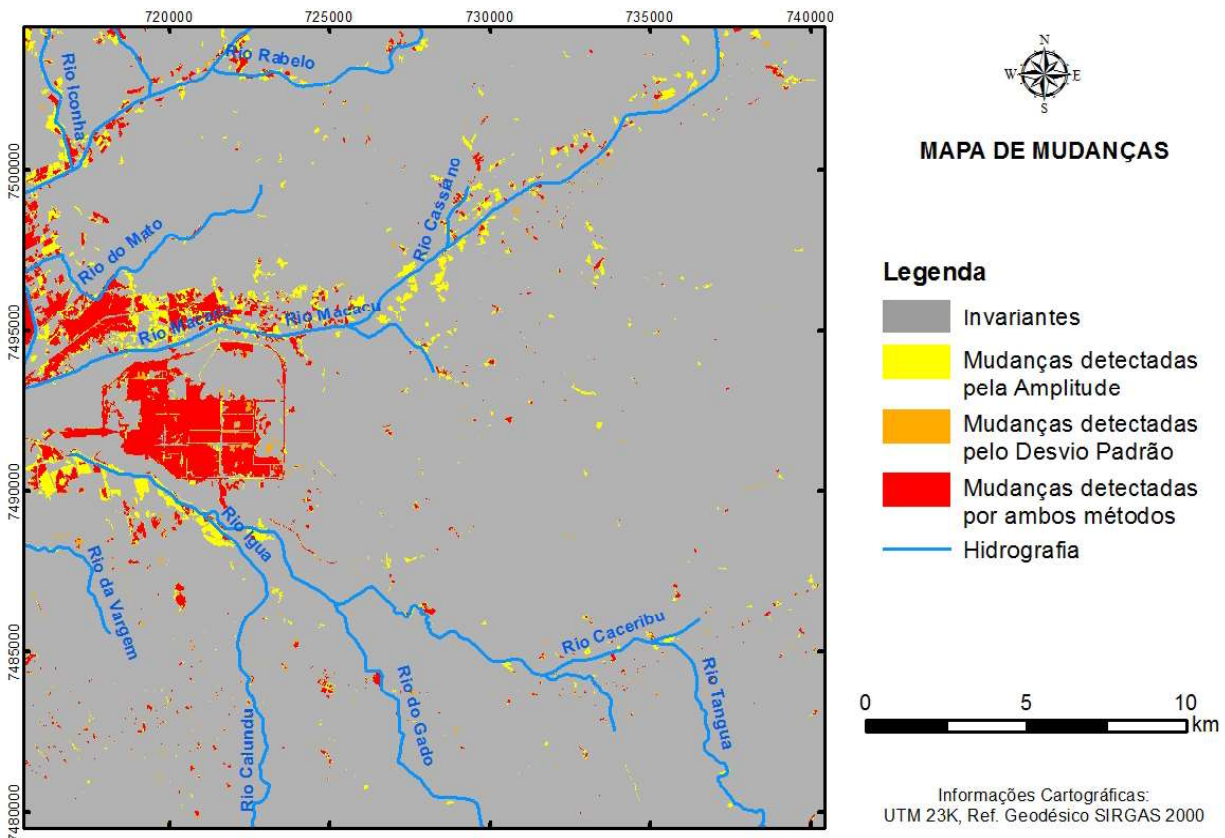


Fig. 9 - Mudanças encontradas na área de estudo com o uso das diferentes imagens mudança (amplitude e desvio padrão), pelo método híbrido de detecção de mudanças.

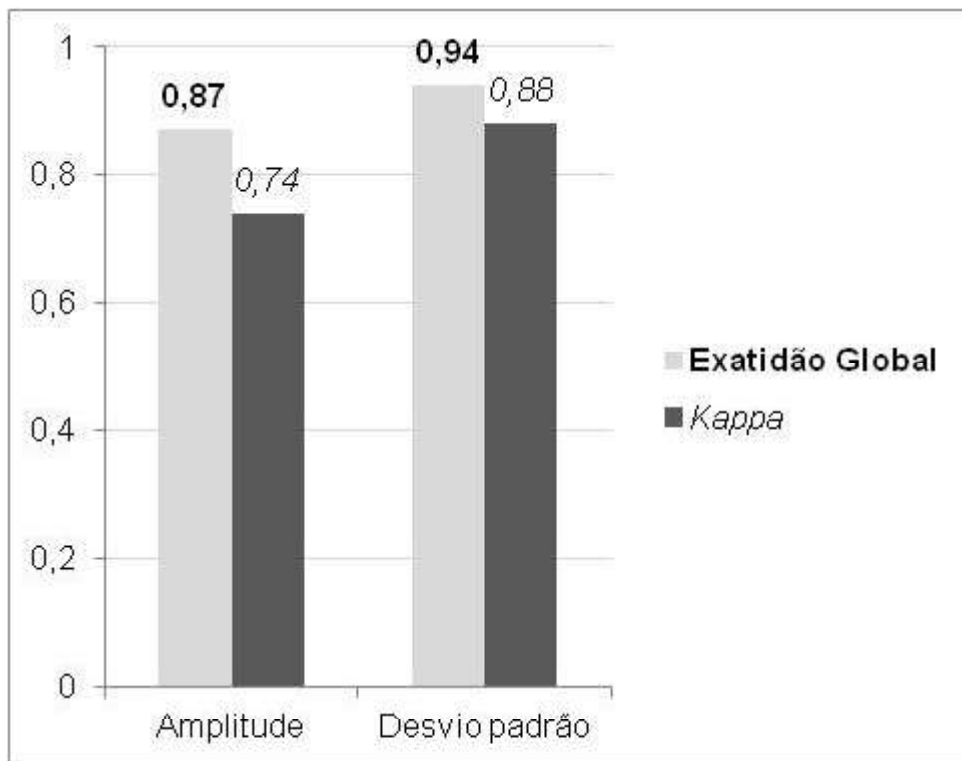


Fig. 10 - Comparação da exatidão global e índice kappa dos mapas de mudanças, utilizando a amplitude e o desvio padrão como imagem mudança.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Na etapa de pré-processamento, o método semiautomático escolhido para a correção geométrica mostrou-se efetivo, pois alcançou erros a nível subpixel, em menor tempo que o método manual tradicional. Conclui-se que o grupo de ferramentas Auto Synk representa um método confiável e prático de registro de imagens de satélite.

A subtração dos objetos escuros, apesar de simples, foi considerada um bom método de correção atmosférica. Sua associação com a normalização radiométrica mostrou-se capaz de diminuir as distorções radiométricas entre as imagens, o que para um processo de detecção de mudanças por análise direta ou pré-classificação, é fundamental.

A detecção de mudanças híbrida representa uma possibilidade interessante e eficiente nesta temática. A construção das imagens mudança, através de técnica baseada em pixels, foi fundamental para a classificação baseada em objetos. Seu uso no processo de segmentação possibilitou extrair os objetos que correspondem a mudanças de uma forma mais precisa e rápida, visto o que o tempo de processamento foi bem menor na comparação com o uso de todo o cubo multitemporal neste processo.

O mapeamento de mudanças realizado com auxílio das imagens desvio padrão apresentou os melhores resultados, gerando medidas de dispersão com um menor intervalo que a amplitude. Estas imagens de dispersão apresentam ainda grande potencial na discriminação das mudanças, detalhando trajetórias evolutivas na cobertura vegetal e uso da terra.

Contudo, é necessário testar o desempenho desta medida de dispersão em séries temporais maiores e imagens de sensores com menor resolução radiométrica.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Laboratório de Geografia Física (LAGEF), da Universidade Federal Fluminense (UFF); à Fundação Carlos Chagas Filho de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro (FAPERJ) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes), pelo apoio a esta pesquisa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABREU, M.B. **Análise Espaço-temporal da Cobertura e Uso da Terra no Estado do Rio de Janeiro de 1994 até 2007**. Dissertação de Mestrado em Geografia, PPGG, UFRJ. Rio de Janeiro, 2010.

CANTY, M.J.; NIELSEN, A.A.; SCHMIDT, M. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, pp. 441-451, 2004.

CARVALHO, L.M.T.; FONSECA, L.M.G.; MURTAGH, F.; CLEVERS, J.G.P.W. Digital change detection with the aid of multiresolution wavelet analysis. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 18, pp. 3871-3876, 2001.

CHAVEZ JR., P.S., An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multi-spectral data. **Remote Sensing of Environment**, v. 24, pp. 459-479, 1988.

CHEN, G.; HAY, G.J.; CARVALHO, L.M.T.; WULDER, M.A. Object based change detection. **International Journal of Remote Sensing**, v. 33 n. 14, pp.4434-4457, 2012.

CONGALTON, R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, pp. 35-76, 1991.

COPPIN, P.R.; BAUER, M.E. Digital change detection in forest ecosystems with remote sensing imagery. **Remote Sensing Reviews**, v. 13, 207-234, 1996

COPPIN, P.; JONCKHEERE, I.; NACKAERTS, K.; MUYS, B.; LAMBIN, E., Digital Change Detection Methods in Ecosystem Monitoring: a review. **International Journal of Remote Sensing**, v. 9, pp.1565-1596, 2004.

CRONEMBERGER, F.M. **Paisagens da Serra do Mar: uma análise geocológica da dinâmica da paisagem**. POSGEO, Tese de Doutorado em Geografia, UFF. Niterói, RJ, 133 p., 2014.

CRUZ, C.B.M.; VICENS, R.S.; ROSÁRIO, L.S.; ABREU, M.B.; ALMEIDA, P.M.M.; CRONEMBERGER, F.M. Classificação orientada a objetos na geração do mapa de uso

- e cobertura do estado do Rio de Janeiro. XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Natal, RN. **Anais**, p. 7789-7796, 2009.
- CRUZ, C.B.M.; VICENS, R.S.; SEABRA, V.S.; REIS R.B.; FABER, O.A.; ARNAUT, P.K.E.; ARAÚJO, M. Classificação orientada a objetos no mapeamento dos remanescentes da cobertura vegetal do bioma Mata Atlântica, na escala 1:250.000. XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Florianópolis, SC. **Anais**, p. 5691-5698, 2007.
- DEER, P. **Digital Change Detection Techniques** In: Remote Sensing. Technical Report Defended Science and Technology Organization, Department of Defense United States of America, n. 169, 53 p., 1995.
- ECKHARDT, D.W.; VERDIN, J.P.; LYFORD, G.R. Automated update of an irrigated lands GIS using SPOT HRV imagery. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 56 n. 11, pp. 1515–1522, 1990..
- HALL, F.G.; STREBEL, D.E.; NICKESON, J.E.; GOETZ, S.J. Radiometric Rectification: toward a common radiometric response among multitemporal, multisensor images. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, pp. 11-27, 1991.
- JENSEN, J.R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente. Uma Perspectiva em Recursos Terrestres**. Ed. Parentese, São José dos Campos, SP. 598 p., 2009.
- JIANYA, G.; HAIGANG, S.; GUORUI, M.; QIMING, Z. A Review of Multi-Temporal Remote Sensing Data Change Detection Algorithms. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing, China, 2008.
- KIEL, R. **Deteção de Mudanças no Uso e na Cobertura do Solo em uma Série Temporal de Imagens da Região da Campanha do Rio Grande do Sul**. PPGSR, Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, UFRGS. Porto Alegre, 2008.
- LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, pp.159-174, 1977.
- LU, D.; LI, G.; MORAN, E. Current situation and needs of change detection techniques. **International Journal of Image and Data Fusion**, v. 5, n. 1, pp. 13-38, 2014.
- LU D.; MAUSEL, P.; BRONDIZIO, E.; MORAN, E. Change detection techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, pp. 2365-2407, 2004.
- MAS, J.F. Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v. 20 n. 01, pp. 139-152, 1999.
- MCDERMID, G.J.; LINKE, J.; PAPE, A.; LASKIN, D.N.; MCLANE, A.J.; FRANKLIN, S.E. Object-based approaches to change analysis and thematic map update: challenges and limitation. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 34, pp. 462–466, 2008.
- MENA, C.F. Trajectories of Land-use and Landcover in the Northern Ecuadorian Amazon: Temporal Composition, Spatial Configuration, and Probability of Change. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 74, pp. 737-751, 2008.
- NELSON, R.F. Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 49, pp. 1303–1314, 1983.
- NIELSEN, A.A.; CONRADSEN, K.; SIMPSON, J.J. Multivariate Alteration Detection (MAD) and MAF Postprocessing in Multispectral, Bitemporal Image Data: New Approaches to Change Detection Studies. **Remote Sensing of Environment**, v. 64, pp. 1-19, 1998.
- OLSSON, H. Reflectance calibration of Thematic Mapper data for forest change detection. **International Journal of Remote Sensing**, v. 16 n. 1, pp. 81–96, 1995.
- PEIMAN, R. Pre-classification and post-classification change-detection techniques to monitor land-cover and land-use change using multi-temporal Landsat imagery: a case study on Pisa Province in Italy. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32 n. 15, pp. 4365-4381, 2011.
- PIMENTA, M.L.F.; COURA, P.H.F.; CRUZ, C.B.M.; LACERDA, E.R. Estudo das incertezas da definição de parâmetros no processo de

- correção atmosférica. In: XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Foz do Iguaçu, PR. **Anais**, p. 1915-1922, 2013.
- PONZONI; F.J.; SHIMABUKURO, Y.E. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. Ed. Parêntese, São José dos Campos, SP, 2ª edição. 144 p., 2009.
- SALLABA, F. **Potential of a Post-Classification Change Detection Analysis to Identify Land Use and Land Cover Changes: A Case Study in Northern Greece**. Seminar Series, n. 159. Geobiosphere Science Centre, Lund University, Sweden, 49 p., 2009.
- SCHOTT, J. R.; SALVAGGIO, C.; VOLCHOK, W. J. Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features. **Remote Sensing of Environment**, v. 26, pp. 1-16, 1988.
- SCHROEDER T.A.; COHEN, W.B.; SONG, C.; CANTY, M.; YIANG, Z. Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon. **Remote Sensing of Environment**, v. 103, pp. 16-26, 2006.
- SINGH, A. Digital Change Detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, pp. 989-1003, 1989.
- SONG, C.; WOODCOCK, C.E.; SETO, K.C.; LENNEY, M.P.; MACOMBER, S.A. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects? **Remote Sensing of Environment**, 75, 230–244, 2001.
- WECKMÜLLER, R. **Proposta metodológica para detecção de mudanças na cobertura da terra, através de análise multitemporal de imagens RapidEye**. POSGEO, Dissertação de Mestrado em Geografia, UFF. Niterói, RJ, 89 p., 2015.
- WECKMÜLLER, R.; SLOVINSCKI, N.C.; VICENS, R.S. Análise multitemporal como subsídio à identificação da trajetória evolutiva do uso e cobertura da terra no Corredor Ecológico do Muriqui/RJ. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65 n. 03, p. 467-477, 2013.
- WECKMÜLLER, R.; VICENS, R.S. Análise temporal da cobertura da terra do município de Petrópolis/RJ numa abordagem pós-classificação de detecção de mudanças. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 06 n. 03, p. 456-469, 2013.
- WEISMILLER, R.A., KRISTOF, S. J., SCHOLZ, D. K., ANUTA, P. E., & MOMIN, S. A. Change detection in coastal zone environments. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 43, 1533–1539, 1977.
- ZHOU, W., TROY, A.; GROVE, M. Object-based land cover classification and change analysis in the Baltimore metropolitan area using multitemporal high resolution remote sensing data. **Sensors**, v. 8, pp. 1613–1636, 2008.