

# ANÁLISE BI-TEMPORAL DE IMAGENS RAPIDEYE PARA DETECÇÃO DE MUDANÇAS NA BACIA DO RIO GUAPI-MACACU, RIO DE JANEIRO, BRASIL

Leonardo Amora Nogueira <sup>1 a</sup>  
Débora da Paz Gomes Brandão Ferraz <sup>1 b</sup>  
Paula Ferreira Falheiro Abuchacra <sup>1 c</sup>  
Caroline Aquino Martins <sup>1 d</sup>  
Leonardo Oliveira da Silva <sup>1 e</sup>  
Adão Osdayan Cândido de Castro <sup>1 f</sup>  
Denise Marini Pereira <sup>1 g</sup>  
Raúl Sánchez Vicens <sup>1 h</sup>

1. Universidade Federal Fluminense - Programa de Pós-Graduação em Geografia (PPGEO)

a. leonardoamora@id.uff.br

b. debora.ferraz93@gmail.com

c. pfalheiro@gmail.com

d. lorac.me89@gmail.com

e. leugeu@gmail.com

f. adaocastro@id.uff.br

g. de.marini@yahoo.com.br

h. rsvicens@gmail.com

## ABSTRACT

The aim of this study is to use a methodology for detecting use and land cover changes that can be applied on different time scales. The use of biannual RapidEye imagery is proposed. For this paper six scenes, from 2009 and 2011, were utilized. Geometric correction between scenes was applied on each scene, which were later submitted to radiometric correction and normalization. Afterwards, the best separation thresholds of change/no changes were identified. The final result was the identification and of land cover change mapping in the Guapi-Macacu river basin.

**Keywords:** Bi-temporal Change Detection; Remote Sensing; Land Use and Land Cover Change

## 1. INTRODUÇÃO

A detecção de mudança é um processamento utilizado para identificação de mudanças no estado de um objeto, ou nas feições da superfície terrestre, entre diferentes datas (SINGH, 1989). Os trabalhos relacionados ao tema promoveram grandes avanços no estudo de mudanças no uso e cobertura da terra, utilizando medições das características radiativas da cobertura da superfície de determinado local em diferentes datas. Estas análises espectrais ao longo do tempo permitem desenvolver estudos envolvendo o comportamento sazonal da composição biofísica e bioquímica dos dosséis e ecossistemas (STONE *et al.*, 1994; MORA & IVERSON, 1997). Um dos métodos utilizados é o de comparação de imagens pós-classificadas (JENSEN *et al.* 1995 e MUNYATI, 2000), onde as imagens são previamente

classificadas individualmente e depois comparadas. Outro método de detecção de mudança é o que efetua operações matemáticas de subtração e divisão entre bandas de dois períodos distintos, que também é amplamente utilizado. Esse artifício é empregado na identificação de desmatamento, na mudança no uso e cobertura da terra, entre outros propósitos (GONG *et al.*, 1992, e MANAVALAN *et al.*, 1995). As informações sobre estas mudanças proporcionam identificar graus de estabilidade ou degradação na paisagem.

Sendo assim, objetivo deste trabalho é utilizar uma metodologia de identificação das mudanças no uso e cobertura da terra que sejam aplicáveis em distintas escalas temporais. Nesta pesquisa propõe-se o intervalo anual de imageamento, utilizando duas imagens do satélite RapidEye, para os anos de 2009 e 2011.

### 1.1. Área de estudo

A bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu (Figura 1) é composta pelas bacias dos rios Macacu e Guapimirim. Sua área estipulada está em torno de 1.260 km<sup>2</sup> - praticamente 1/3 do total da contribuição das bacias que convergem para a baía de Guanabara. Sua área de drenagem faz parte dos municípios de Cachoeiras de Macacu, Guapimirim e uma pequena área em Itaboraí. Ao N e NO é limitada pela serra dos Órgãos, pela serra de Macaé de Cima a nordeste, pelas serras da Botija e de Monte Azul ao leste e pelas serras do Sambê e dos Garcias ao sul (CONSÓRCIO ECOLOGUS-AGRAR, 2005).

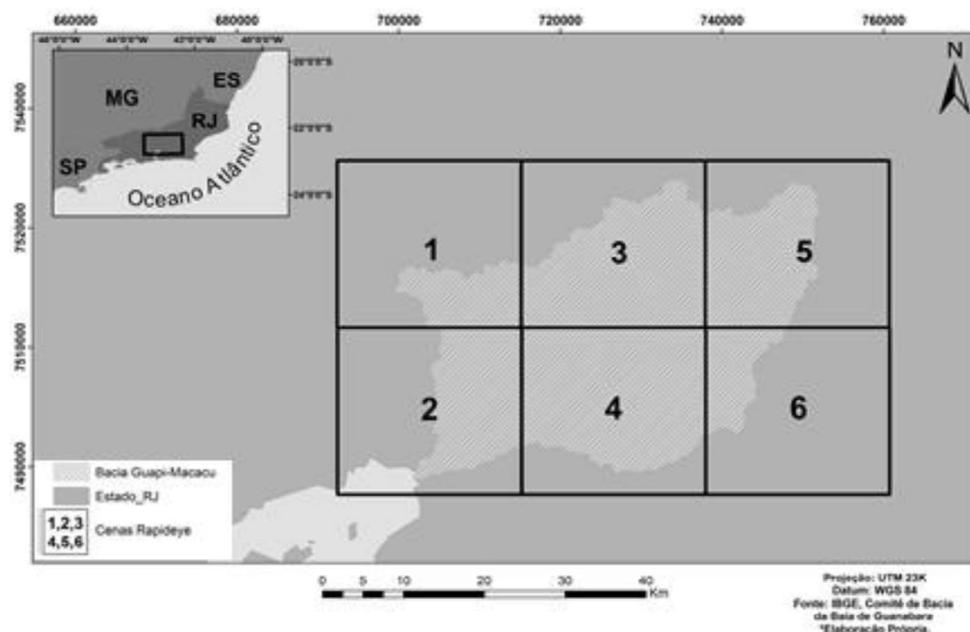


Figura 1. Bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu e cenas utilizadas.

## **2. METODOLOGIA**

Neste estudo foram utilizadas 6 cenas que abrangem toda a bacia do Guapi-Macacu. Os procedimentos metodológicos descritos foram realizados separadamente em cada uma das cenas, sendo o produto final resultante da união das mesmas a fim de estimar as mudanças na bacia de drenagem.

### **2.1. Correção Geométrica**

A correção geométrica consiste na técnica de redução/remoção dos erros sistemáticos que se originam durante a aquisição da imagem. É considerada fundamental nos estudos multitemporais, onde o registro é realizado com a finalidade de garantir a acurácia na comparação e interpretação de imagens, dispostas numa certa posição no espaço (D'ALGE, 2001).

No presente estudo a correção foi realizada através do programa ERDAS IMAGINE 2013, com a ferramenta *AutoSync*. O registro de imagens ocorre de forma semi-automática, através da aplicação de um algoritmo matemático que busca similaridades espectrais e texturais entre as imagens, definindo pontos homólogos entre elas. A imagem utilizada para *input*, a ser registrada, foi a de 2009 e a de referência a de 2011. Foram gerados pontos de controle manualmente de uma maneira homogeneamente distribuída (de quatro a cinco pontos comuns); a função *RUN APM* foi aplicada com o critério de similaridade de 0.97, considerando a equação polinomial de 1° grau e interpolação pelo algoritmo de reamostragem vizinho mais próximo (*Nearest Neighbour*). A correção e sua exatidão foi à nível de sub-pixel (0,5). Trata-se de uma técnica mais eficiente e rápida que a tradicional por registro manual, que dependente totalmente da precisão visual do pesquisador (WECKMÜLLER & VICENS, 2015).

### **2.2. Correção Radiométrica**

Interações da radiação solar e da radiação refletida por alvos da superfície terrestre faz com que o espalhamento e a absorção gerem mudanças na direção de propagação ou perda de energia para outros constituintes atmosféricos (KAUFMAN, 1989). Assim, um fator fundamental na detecção de mudanças por análise direta é a correção radiométrica das imagens, que pode ocorrer de duas formas: absoluta e relativa. A correção absoluta utiliza parâmetros de calibração do sensor e da atmosfera, podendo ser modelos alternativo ou medido, retratando a complexidade da atmosfera e sua interação com a radiação (PIMENTA *et al.*, 2013).

Já a correção relativa utiliza somente dados da própria imagem, não exigindo parâmetros atmosféricos. Dos métodos de correção relativa existentes, foram escolhidos a subtração dos objetos escuros (DOS) e a normalização radiométrica. A associação destes dois métodos de correção relativa é uma proposta de Cronemberger (2014), adaptada para este estudo como uma tentativa de aproximação espectral das imagens entre si, otimizando assim o processo de detecção de mudanças na pré-classificação. A correção é feita pela subtração dos valores estimados para toda a imagem, assumindo um espalhamento uniforme em toda a cena, o que raramente acontece (CHAVEZ, 1988). A ferramenta *Dark Subtraction*, do software *Envi 5*, foi utilizada para definir o número de pixels que deveria ser subtraído de cada banda, apresentados na tabela 1. Após efetuar a operação, foi gerada uma nova imagem DOS. Este processo foi aplicado somente na imagem de 2011, que servirá de base para o processo de normalização radiométrica.

**TABELA 1 - INFORMAÇÕES SOBRE A CORREÇÃO GEOMÉTRICA REALIZADA NA IMAGEM DE 2009.**

Bandas ( <i>RapidEye</i> )	Valores a serem subtraídos dos pixels					
	Cena 01	Cena 02	Cena 03	Cena 04	Cena 05	Cena 06
<b>Azul</b>	3086,51	4988,39	3319,03	5102,50	3603,14	5531,09
<b>Verde</b>	1539,25	3067,00	1839,29	3820,18	2110,06	5565,56
<b>Vermelho</b>	464,64	1515,00	952,72	1774,04	1065,38	2359,87
<b>Vermelho-Borda</b>	362,67	1012,00	1320,28	3468,90	1377,21	4512,68
<b>Infravermelho</b>	522,15	592,00	2562,22	6275,67	2737,46	8041,61

Elaboração: Os autores.

### **2.3. Normalização Radiométrica**

Normalizar radiometricamente duas imagens de datas distintas tem como objetivo compatibilizar as amplitudes dos níveis de cinza (NC) dos elementos de imagem em cada banda espectral (CRONEMBERGER, 2014). 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. A normalização consiste no uso de um conjunto de dados de controle entre a imagem base e a imagem a ser normalizada, formado por pixels claros e escuros, invariantes ao longo do tempo, para construir um gráfico de correlação linear para cada banda entre as cenas, onde a equação deste gráfico é então utilizada no processo de normalização (HALL *et al.* 1991). Ao invés de utilizar um conjunto de dados de controle, a literatura evidencia ser mais efetivo utilizar formas pseudo invariantes, o que a mesma chama de PIFs (*pseudo-invariant features*), estes representam formas bem definidas espacialmente e espectralmente estáveis ao longo do tempo (SONG *et al.*, 2001).

No presente trabalho a obtenção dos PIF's foi adaptada do trabalho de Cronemberger (2014), que consiste na coleta de pelo menos trinta pontos invariantes por classe, manualmente, que represente toda a heterogeneidade da classe e da cena. Esses valores foram utilizados na construção de gráficos de dispersão com as respectivas equações lineares geradas (Tabela 2). A partir dessa análise, 250 PIFs foram escolhidos para cada cena, onde o índice de correlação ( $R^2$ ) foi maior que 0,62 em todas as bandas. As equações lineares, das respectivas bandas, foram utilizadas na normalização radiométrica da imagem de 2009, sendo assim ajustada a imagem de 2011.

**TABELA 2 - EQUAÇÕES LINEARES POR BANDA, ANTES DO PROCESSO DE NORMALIZAÇÃO E OS VALORES DE  $R^2$ .**

Função	Cena 01	Cena 02	Cena 03	Cena 04	Cena 05	Cena 06
<b>Banda 1</b>	$y = 0,9575x - 3241,2$ $R^2 = 0,9428$	$y = 0,9167x + 315,47$ $R^2 = 0,8606$	$y = 0,7014x - 3107,4$ $R^2 = 0,8028$	$y = 1,3964x - 5328$ $R^2 = 0,9256$	$y = 0,9695x - 3024,3$ $R^2 = 0,9481$	$y = 1x + 0,0583$ $R^2 = 0,8173$
<b>Banda 2</b>	$y = 0,9375x - 1492,9$ $R^2 = 0,9277$	$y = 0,8329x + 625,59$ $R^2 = 0,8745$	$y = 0,7993x - 2244,7$ $R^2 = 0,913$	$y = 1,3602x - 3192,6$ $R^2 = 0,9299$	$y = 0,921x - 1222,9$ $R^2 = 0,9511$	$y = 1,4478x - 3617,1$ $R^2 = 0,8602$
<b>Banda 3</b>	$y = 0,9148x - 342,83$ $R^2 = 0,9236$	$y = 0,8021x + 491,75$ $R^2 = 0,8896$	$y = 0,7601x - 1068$ $R^2 = 0,9211$	$y = 1,1836x - 767,11$ $R^2 = 0,9397$	$y = 0,9056x - 268,71$ $R^2 = 0,9682$	$y = 1,5142x - 1096,9$ $R^2 = 0,8928$
<b>Banda 4</b>	$y = 0,9133x - 532,87$ $R^2 = 0,9266$	$y = 0,7993x + 472,36$ $R^2 = 0,8008$	$y = 0,8125x - 1631,5$ $R^2 = 0,8989$	$y = 0,9869x - 1685,1$ $R^2 = 0,9048$	$y = 0,8701x - 395,33$ $R^2 = 0,9545$	$y = 1,1427x - 2200,5$ $R^2 = 0,9047$
<b>Banda 5</b>	$y = 0,8931x - 2308,2$ $R^2 = 0,8935$	$y = 0,7043x + 533,48$ $R^2 = 0,8134$	$y = 0,6969x - 2838$ $R^2 = 0,7038$	$y = 0,8684x - 2571,2$ $R^2 = 0,6605$	$y = 0,6998x - 661,22$ $R^2 = 0,9227$	$y = 0,6276x - 5,8581$ $R^2 = 0,6284$

Elaboração: Os autores.

Após este processo, novos gráficos foram gerados, desta vez entre a imagem de 2011 e a imagem 2009 normalizada, com o objetivo de avaliar a qualidade do processo. Nesta tabela observa-se valores de X e Y bem aproximados, o que indica um bom resultado na normalização, fato que também pode ser atestado pela nova equação da reta (Tabela 3), com a avaliação dos valores de Beta 0 e Beta 1.

Foi calculado para cada banda a raiz quadrada do erro médio em porcentagem (RMSE %). Esse critério foi adotado para avaliar o grau de proximidade entre o modelo de normalização e os dados "reais" da cena. Assim, quanto mais próximo do zero (valor ideal), mais precisa seria a consistência do modelo. Para o cálculo do erro, no presente trabalho, utilizamos os valores dos PIF's, a fim de analisar o modelo aplicado à imagem de 2009; para isso foram considerados os valores estimados pela modelagem e observados na imagem original, ou seja, antes de ser normalizada.

**TABELA 3 - EQUAÇÕES LINEARES POR BANDA, APÓS O PROCESSO DE NORMALIZAÇÃO E OS VALORES DE R<sup>2</sup>.**

Função	Cena 01	Cena 02	Cena 03	Cena 04	Cena 05	Cena 06
<b>Banda 1</b>	y = 1x - 0,0878 R <sup>2</sup> = 0,942	y = 1x + 0,0023 R <sup>2</sup> = 0,8606	y = 1x + 0,122 R <sup>2</sup> = 0,8028	y = 1x + 0,0745 R <sup>2</sup> = 0,9256	y = 1x - 0,1526 R <sup>2</sup> = 0,9481	y = 1x + 0,0583 R <sup>2</sup> = 0,8173
<b>Banda 2</b>	y = 1x - 0,0836 R <sup>2</sup> = 0,927	y = 1x + 0,0295 R <sup>2</sup> = 0,8745	y = 1x + 0,0549 R <sup>2</sup> = 0,913	y = 1x - 0,0838 R <sup>2</sup> = 0,9299	y = 1x - 0,0569 R <sup>2</sup> = 0,9511	y = 1x + 0,0662 R <sup>2</sup> = 0,8602
<b>Banda 3</b>	y = 1x - 0,0128 R <sup>2</sup> = 0,923	y = 1x + 0,0252 R <sup>2</sup> = 0,8896	y = 1x + 0,0416 R <sup>2</sup> = 0,9211	y = 1x - 0,0188 R <sup>2</sup> = 0,9397	y = 1x + 0,014 R <sup>2</sup> = 0,9682	y = 1x - 0,0518 R <sup>2</sup> = 0,8928
<b>Banda 4</b>	y = 1x - 0,0261 R <sup>2</sup> = 0,9266	y = 1x + 0,01 R <sup>2</sup> = 0,8008	y = 1x - 0,0573 R <sup>2</sup> = 0,8989	y = 1x - 0,0871 R <sup>2</sup> = 0,9048	y = 1x - 0,0168 R <sup>2</sup> = 0,9545	y = 1x + 0,0102 R <sup>2</sup> = 0,9047
<b>Banda 5</b>	y = 1x - 4616,4 R <sup>2</sup> = 0,893	y = 1x + 0,0208 R <sup>2</sup> = 0,8134	y = 1x - 0,1566 R <sup>2</sup> = 0,7038	y = 1x + 0,0645 R <sup>2</sup> = 0,6605	y = 1x + 0,0117 R <sup>2</sup> = 0,9227	y = 1,000x + 0,0005 R <sup>2</sup> = 0,6284

Elaboração: Os autores.

As bandas apresentaram valores médios próximos de RMSE (Tabela 4), sendo a porcentagem média de acerto em torno de 98,8%. A banda 5 foi a que apresentou maior erro médio (1,92%), e de menor erro foi a banda 4 (1,63%). De forma geral, os dados indicam um resultado satisfatório para o processo de normalização.

**TABELA 4 - VALORES MÉDIOS DE RMSE (%) POR BANDA.**

CENA/BANDA	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5
<b>Cena 01</b>	1,682	1,846	1,911	1,603	3,891
<b>Cena 02</b>	0,543	0,811	1,221	1,155	1,246
<b>Cena 03</b>	2,434	1,598	2,2	1,436	1,522
<b>Cena 04</b>	1,599	1,507	1,581	1,554	2,008
<b>Cena 05</b>	1,284	1,091	1,11	0,873	1,017
<b>Cena 06</b>	2,323	3,472	2,846	3,211	1,844
<b>RMSE Bandas (Valor médio)</b>	1,644	1,72	1,811	1,638	1,921
<b>Equação para cálculo do RMSE (%)</b>	$RMSE\% = \frac{\sqrt{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2 / n - 1}}{\sum \hat{y}_i / n} \times 100$				

Elaboração: Os autores.

## **2.4. Detecção de Mudanças**

Após a correção das distorções geométricas e diferenças radiométricas das imagens, as mesmas estão aptas para o processo de detecção de mudanças. Neste trabalho, tem-se a GEOBIA como técnica predominante em todas as fases da detecção de mudanças, combinando parâmetros de configuração (escala, forma, cor, compacidade e suavidade) e as diferenças espectrais e texturais entre as imagens

### **2.4.1 Imagens de Mudança**

É comum encontrarmos na literatura, aplicações de detecção de mudanças que utilizem informações estatísticas inseridas diretamente no processo. As mais comuns são a razão e a subtração entre bandas, aplicando-se principalmente nas detecções bi-temporais. Optou-se por realizar uma subtração entre as bandas utilizando os anos de 2009 e 2011.

## **3. RESULTADOS**

### **3.1. Limiares de separação mudança/não mudança**

Tendo sido gerada a imagem de mudança, a mesma foi inserida no cubo bi-temporal, trazendo novas possibilidades de seu uso no processo. Além de apresentar informações estatísticas muito importantes entre as imagens, que podem representar áreas de mudança, elas foram usadas para a segmentação da cena, evitando utilizar todas as imagens, o que aumentaria o tempo de processamento e possivelmente não se obteria o resultado esperado. A segmentação foi realizada no *software eCognition 8.8*. Após o teste de vários parâmetros de segmentação, uma combinação destes foi escolhida como satisfatória a todos os projetos: 200 de escala, 0.5 de forma e 0.5 de compacidade. Apesar das imagens mudanças se distinguirem pela cor (valor dos pixels), um fator de forma mais alto resultou em melhores segmentações. Somente as bandas das imagens de subtração foram utilizadas neste processo.

### **3.2. Classificação**

A classificação foi realizada no *software eCognition 8.8*, com ênfase na modelagem fuzzy e análise orientada a objetos. De acordo com Cruz (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.

Utilizando a comparação das respostas espectrais disponibilizada pelo *eCognition*, os descritores e seus respectivos limiares foram escolhidos para a classificação. A tabela 5 resume estes descritores por projeto.

**TABELA 5 – DESCRITORES UTILIZADOS PARA CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM.**

Nível 1	
Classes	Descritores
Não Mudança	Mean of subtraction and Brightness of bands 3 and 4. And Standard deviation of subtraction of band 4.
Mudança	Not change
Nível 2	
Classes	Descritores
F-A	Mean of subtraction of bands 1 and 2, GLDV Mean, and Standard Deviation length of edges
P-A	Mean of subtraction and Brightness of bands 1, 2 and 3 and 3
A-A(+)	Mean of subtraction of bands 3 and 4
F-P	Mean of subtraction and Brightness of band 2
Cíclicas	Mean of subtraction and Brightness of bands 3 and 4
Outras	Brightness and manual adjustments

Elaboração: Os autores.

O cartograma (Figura 2) representa os tipos de mudanças encontrados na bacia de drenagem no período de dois anos. Mesmo com o decorrer do empreendimento do COMPERJ, em período de instalação as mudanças permanentes, ocorreram em menos de 1% da área, caracterizando-se por ocorrer no epicentro da construção e nas áreas urbanas próximas. Já nas áreas de escarpa não foram verificadas mudanças permanentes significativas.

A maior classe representativa de mudança foi a P-A (0,40%), bastante em função da fase de instalação do COMPERJ que ocorreu no período estudado (Tabela 6). Em segundo lugar o adensamento urbano (A-A(+)), possivelmente ocorrido em função do empreendimento, porém pouco significativo na escala da bacia. Por fim temos F-A, e F-P, representando juntos 0,08 % da área total da bacia.

**TABELA 6 - ÁREA (EM KM<sup>2</sup> E %) DAS CLASSES DE MUDANÇA NA ÁREA DE ESTUDO.**

Classes	Área (Km <sup>2</sup> )	Área (%)
A-A(+)	1,105636	0,08
F-A	0,735775	0,05
F-P	0,465715	0,03
Mudança	0,901937	0,07
Não Mudança	1341,473807	99,43
P-A	4,436632	0,33

Elaboração: Os autores

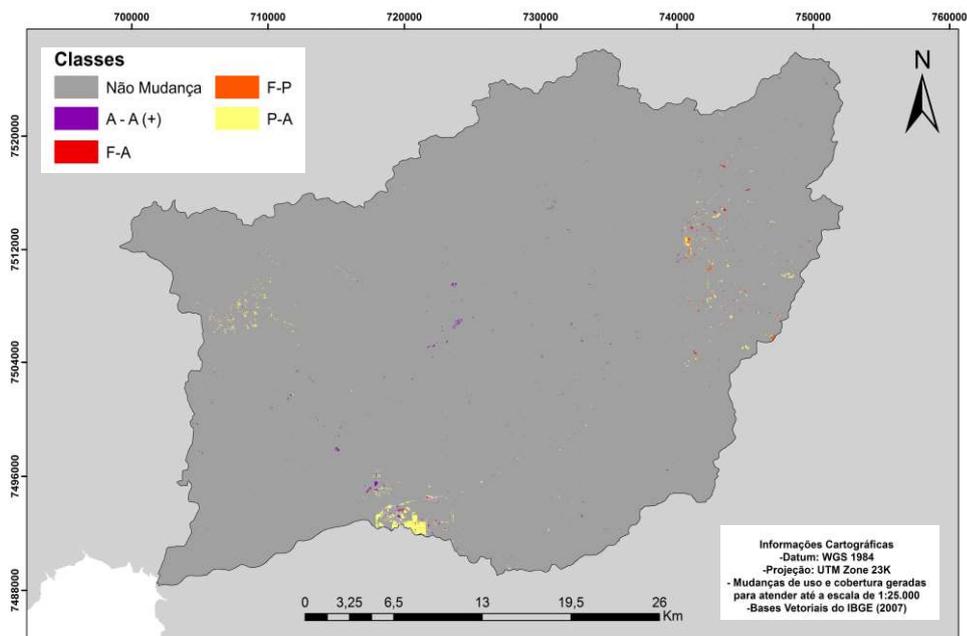


Figura 2. Classes de mudanças encontrados na bacia de drenagem ocorridas no período entre 2009 e 2011.

#### 4. CONCLUSÃO

Os estudos de detecção de mudança ganham grande relevância na medida em que os avanços no desenvolvimento de técnicas de geoprocessamento nos permitem processar uma quantidade cada vez maior de geoinformações. A capacidade de conseguir lidar com grande quantidade de dados possibilita realizar estudos não apenas espaciais, mas também fundamentalmente ligados ao tempo em que os eventos de mudança no uso e cobertura ocorrem. Neste sentido, o estudo apresentado visou acrescentar novos avanços para metodologias de identificação dessas mudanças, trabalhando sob a perspectiva das alterações causadas por empreendimentos na interface integrada de uma bacia de drenagem de médio porte.

#### 5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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

CONSÓRCIO ECOLOGUS-AGRAR. Plano diretor de recursos hídricos da região hidrográfica da Baía de Guanabara: relatório final. Rio de Janeiro, 2005.

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

D'ALGE, J.C.L.. Geoprocessamento - Teoria e Aplicações - Parte I - Cap. 6 - Cartografia para Geoprocessamento. INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2001. Disponível em [www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd/](http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd/). Acesso em Agosto de 2015.

GONG, P., LEDREW, E.F. & MILLER, J.R. Registration–noise reduction difference images for change detection. International Journal of Remote Sensing, 13: 773–779. 1992.

HALL, F.G.; STREBEL, D.E.; NICKESON, J.E.; GOETZ, S.J. Radiometric Rectification: toward a common radiometric response among multirate, multisensor images. Remote Sensing of Environment, v. 35, pp. 11-27, 1991.

JENSEN, J.R., RUTCHEY, K., KOCH, M.S., NARUMALANI, S. Inland wetland change detection in the Everglades water conservation area 2A using time series of normalized remotely sensed data. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 61, 199–209. 1995.

KAUFMAN, Y. The atmospheric effect on remote sensing and its correction. In: ASRAR, G. (org) Theory and applications of optical remote sensing. New York: John Wiley & Sons, pp. 336-428, 1989.

MANAVALAN, P., KESAVASAMY, K., ADIGA, S. Irrigated crops monitoring through seasons using digital change detection analysis of IRD-LISS 2 data International. Journal of Remote Sensing 16, 633– 640. 1995.

MORA, F. & IVERSON, L. R. Dynamic stratification of the landscape of Mexico: analysis of vegetation patterns observed with multitemporal remotely sensed images. Geocarto International, 12: 73– 87. 1997.

MUNYATI, C. Wetland change detection on the Kafue Flats, Zambia, by classification of a multitemporal remote sensing image dataset. International. Journal of Remote Sensing 21, 1787–1806. 2000.

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. Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 13 a 18 de abril de 2013, INPE.

SINGH, A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. International Journal of Remote Sensing 10, 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.

STONE, T. A., SCHLESINGER, P., HOUGHTON, R. A., & WOODWELL, G. M. A map of the vegetation of South America based on satellite imagery. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 60: 541– 551. 1994.

WECKMÜLLER, R. ; VICENS, R. S. Correção de distorções geométricas e radiométricas de imagens RapidEye para detecção de mudanças. Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 2015, João Pessoa-PB, 858-865, 2015.