

Detecção de mudanças híbrida como auxílio para obtenção das trajetórias evolutivas da cobertura da terra

Rômulo Weckmüller¹
Raúl Sánchez Vicens¹

¹ Universidade Federal Fluminense – UFF
Programa de Pós-Graduação em Geografia (PPGEO)
Av. Litorânea s/n – CEP: 24.210-340 – Niterói – RJ, Brasil
weckmuller@gmail.com
rsvicens@id.uff.br

Abstract. The need to know the history of land cover or evolutive trajectories of a landscape is critical to the decision-making bodies. This type of analysis provides knowledge landscape state, ie, if it is degraded, stable or intact, adding information to optimize land use and/or environmental planning. For this, the remote sensing is presented as an effective methodology due to the ease of obtaining historical data on large swathes of land through satellite images. Thus, this project aims to contribute on a new change detection method, by associating a pixel-based and object-based classifications (called hybrid change detection) as input to identify the evolutive trajectories of land cover. The study area corresponds to a satellite RapidEye scene, in a very dynamic area of the state of Rio de Janeiro in recent years, as a result of installation of a Petrochemical Complex (COMPERJ). Among the identified trajectories and sorted by object-oriented analysis and the use of multi-temporal descriptors, the vector transformation pasture to anthropic, called anthropization, was the most prevailing in the study area. Enhancements within the same class were also identified, notably in the anthropic class (densification of works of the petrochemical complex) and in the urban class also called urbanization (densification of domiciliares blocks).

Palavras-chave: multitemporal analysis, remote sensing, análise multitemporal, sensoriamento remoto.

1. Introdução

Estudos de mudanças na cobertura da terra são comuns na literatura, pois seus resultados são fundamentais para ações de planejamento e/ou gestão do território. Eles contemplam a quantificação e localização de desmatamentos, urbanizações, antropizações, intensificações de cultivos, reflorestamentos, entre outros fenômenos de mudanças (Weckmüller, 2015). Estes estudos permitem entender 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).

Neste contexto, as trajetórias evolutivas surgem como complemento dos estudos de mudanças, aprofundando as informações sobre o histórico da cobertura da terra. Esta perspectiva abre um horizonte maior de entendimento sobre o estado de degradação da paisagem, que possibilita ao pesquisador conhecer importantes informações sobre a mesma, como por exemplo: a idade de uma pastagem e a classe que precedeu sua ocorrência; a intensidade da urbanização e em que classe ocorreu esta pressão; ou ainda o abandono de uma área de cultivo e o tempo de recuperação da mesma para uma vegetação secundária. Estas informações raramente são utilizadas no planejamento, ordenamento ou gestão do território, mesmo sendo fundamentais para sua eficiência. Cabe ao pesquisador decidir qual a melhor metodologia para classificar as trajetórias (Weckmüller, 2015).

Neste trabalho pretende-se utilizar a detecção de mudanças híbrida, que de acordo com Jyania et al. (2008), é uma associação entre a classificação orientada a pixels com a baseada em objetos, como insumo para obter as trajetórias evolutivas da cobertura da terra em níveis hierárquicos. A ideia desta técnica 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.

A área piloto para aplicação da metodologia corresponde à 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). A escolha desta área justifica-se pelo alto dinamismo da mesma nos últimos anos, principalmente nos anos de análise deste trabalho (2009, 2010 e 2011). Apenas uma cena foi utilizada, como forma de evitar distorções entre o mesmo ano de análise, visto que poderiam ser de satélites diferentes da constelação RapidEye.

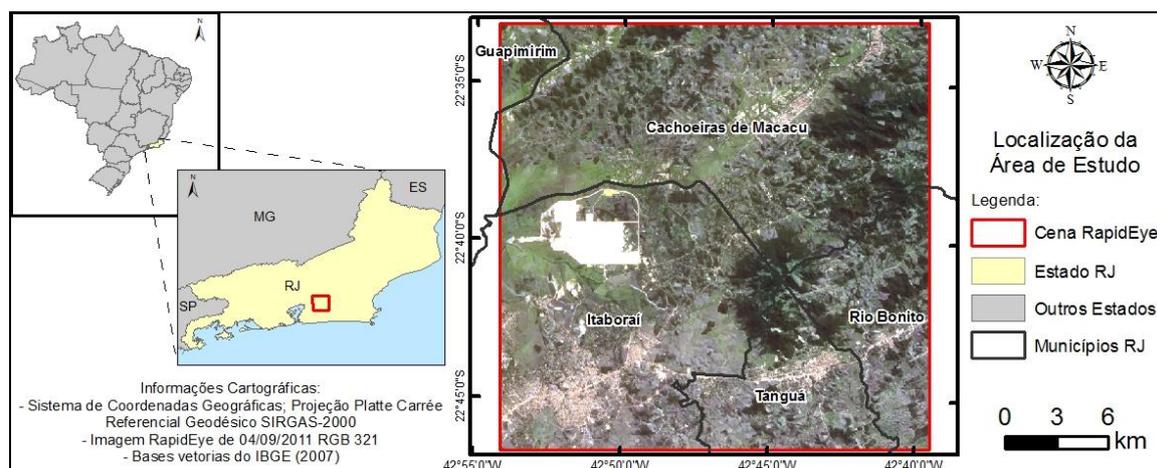


Figura 1. Localização da área de estudo.

2. Metodologia de Trabalho

Para a detecção de mudanças na paisagem, o pré-processamento é de fundamental 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.

Todas as etapas de pré-processamento (compatibilização geométrica e normalização radiométrica) foram realizadas em trabalho anterior de Weckmüller e Vicens (2015a). Já a detecção de mudanças híbrida, que classificou a cena em mudança e não-mudança foi realizada em Weckmüller e Vicens (2015b). Esta classificação serviu de insumo para a detectar as trajetórias evolutivas da paisagem.

2.1 Tipos de trajetórias

As trajetórias evolutivas apresentam diferentes características quanto às transformações entre as classes. De acordo com Mertens e Lambin (2000), as trajetórias podem representar mudanças irreversíveis, reversíveis ou cíclicas. Neste trabalho, para fins de planejamento, sugere-se dividi-las em dois grandes grupos, a saber: as trajetórias cíclicas e as permanentes.

As trajetórias cíclicas, como o próprio nome já diz, correspondem àquelas que possuem um comportamento de ciclo, onde as mudanças entre as classes costumam se repetir num certo período de tempo, como por exemplo, trajetórias de agricultura, onde período de plantio e colheita são intercalados, ou até mesmo mudanças fenológicas devido às diferenças de umidade. As permanentes representam uma quebra de classes, ou seja, uma mudança de uma

classe para outra, sem que haja um padrão estabelecido no tempo, como por exemplo trajetórias de desmatamento, onde a classe floresta é suprimida por outra classe (Tabela 1).

Tabela 1: Diferentes tipos de trajetórias e sua classificação.

<i>Trajeto�rias C�clicas</i>	<i>Trajeto�rias Permanentes</i>
Mudan�as fenol�gicas (provocada pelas altera�es de umidade das esta�es do ano)	Antropiza�es (classe para antr�pico)
	Desmatamentos (floresta para classe)
Rota�o de culturas (diferentes respostas espectrais para o plantio e colheita)	Reflorestamentos (classe para floresta)
	Urbaniza�es (classe para urbano)

2.2 Classifica o das trajet rias

A classifica o das trajet rias foi realizada no *software* eCognition, atrav s de classifica o orientada a objetos, pautada na l gica *fuzzy* e na hierarquia entre as classes. A decis o pela ado o da hierarquia e agrupamento de classes foi embasada na dificuldade de se obter diretamente, por processamento digital de imagens, a legenda proposta. Esta hierarquia foi realizada em 3 n veis, como pode ser visto na Figura 2, e baseia-se em rela es de “parentesco” entre as classes, onde uma classe “filha” herda os descritores e classifica es da classe “m e”. A classifica o nestes n veis ser o mais detalhadas a seguir.

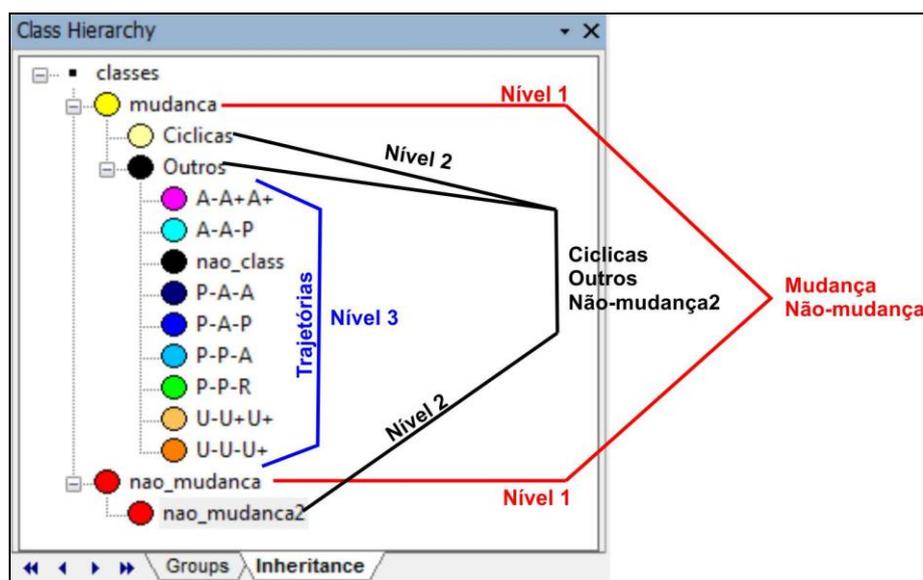


Figura 2: N veis hier rquicos de classifica o das trajet rias evolutivas.

No n vel 1 da hierarquia, a segmenta o foi realizada nas imagens mudan a, compostas pelo desvio padr o de cada banda, com os par metros 200 de escala, 0.8 de forma e 0.5 de compacidade. Ap s uma s rie de testes, esta combina o apresentou os melhores resultados, delimitando bem os objetos de mudan a. Desta maneira, estes par metros foram utilizados em todos os 3 n veis da hierarquia. Ap s a segmenta o, duas classes foram criadas: Mudan a e N o mudan a. O processo de classifica o neste n vel 1, com os descritores e resultados obtidos, pode ser aprofundado em Weckm ller e Vicens (2015b).

O n vel 2 corresponde a uma especifica o das mudan as em duas classes: C clicas e Outros. Primeiramente h  a etapa de coleta das amostras de cada classe. Os descritores utilizados para separar estas classes foram bandas da imagem desvio padr o, como pode ser visto na Tabela 2. A modelagem foi realizada na classe C clicas, visto que a express o “not C clicas” foi utilizada na classe Outros. Neste caso, esta express o consiste em considerar todos os objetos que se n o se enquadram na modelagem da classe C clicas, realizada pelo

pesquisador, como a classe onde o “not Cíclicas” está inserido. A classe Não mudança2 manteve a classificação da classe Não mudança, cuja qual está relacionada por “parentesco”.

Tabela 2: Descritores utilizados na classificação dos níveis 1 e 2. (DPX: desvio padrão de uma banda X das imagens RapidEye 2009, 2010 e 2011).

NÍVEL 1		NÍVEL 2	
Classes	Descritores	Classes	Descritores
Não mudança	DP2, DP3, DP4, DP5	Não mudança2	relation Não mudança
Mudança	not Não mudança	Cíclicas	DP1, DP2, DP3
		Outros	not Cíclicas

Para especificar as mudanças permanentes é necessário identificar as trajetórias evolutivas destas. Para tal, no nível 3, apenas a classe Outros será classificada, através da opção *class filter*, no processo de classificação da árvore de processos do eCognition. Desta maneira, somente os objetos pertencentes a classe Outros vão ser modificados.

Com as mudanças permanentes classificadas no nível 2, resta agora identificar as trajetórias evolutivas da paisagem. A literatura recomenda que estas trajetórias sejam representadas pela abreviatura das classes de cobertura da terra na sequência das datas em que ocorrem, ou seja, da mais antiga para a mais recente.

De maneira visual, com a verificação das próprias imagens sobre os polígonos de mudanças permanentes para detectar alterações de classes, e a observação das respostas espectrais destes polígonos em cada data, cinco trajetórias foram observadas, a saber: A-A-P, P-A-A, P-A-P, P-P-A e P-P-R. Além de mudanças de uma classe para outra, intensificações de antropizações e urbanizações foram observadas. Por exemplo, as diferentes fases de obras do COMPERJ (terraplanagem, construção, entre outros), apesar de representarem a classe de cobertura áreas antrópicas, possuem respostas espectrais muito diferentes, sendo consideradas pela modelagem no nível 2 como mudança permanente. Desta maneira, acredita-se que estas intensificações de classes na paisagem representam importantes trajetórias evolutivas e serão representadas com o símbolo (+) na data em que foram detectadas. Assim, duas trajetórias de intensificação foram detectadas, a saber: A-A+A+ e U-U+U+.

A amostragem destes sete tipos de trajetórias ajudou a entender o seu comportamento espectral, o que possibilitou a classificação espectral temporal das mesmas, utilizando descritores temporais, ou seja, a mesma banda ou índice em cada data (Figura 3). Este tipo de classificação, de acordo com a literatura, consiste na modelagem de uma banda de maneira multitemporal, ou seja, seu comportamento em todos os anos de análise. No eCognition, este processo de modelagem permite a comparação com as respostas espectrais de outras classes, o que possibilita encontrar mais facilmente todas as bandas multitemporais que separam uma classe de trajetória das outras.

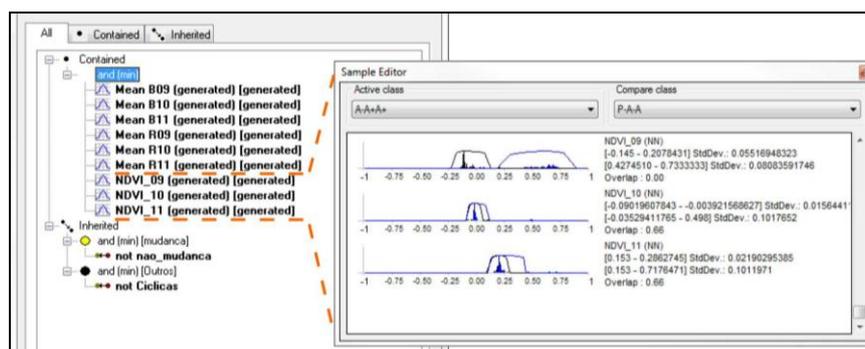


Figura 3: Exemplo da modelagem espectral temporal utilizada na classe A-A+A+ (intensificação da antropização nos anos de 2010 e 2011).

2.3 Validação dos resultados

Tema recorrente sobre detecção de mudanças, a avaliação da precisão da técnica é fundamental. Muitas são as possibilidades de avaliação. Neste trabalho optou-se por uma das mais comuns e efetivas, muito utilizadas na literatura: o 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. Além disso, Congalton (1991) destaca que um número representativo de amostras coletadas para uma avaliação seria de cinquenta. Como são muitas as classes, algumas com pouca representatividade, determinou-se que o número de amostras ideal seria de trinta.

A Figura 4 resume todas as etapas metodológicas supracitadas, destacando os softwares e ferramentas utilizadas para a detecção e validação das mudanças.

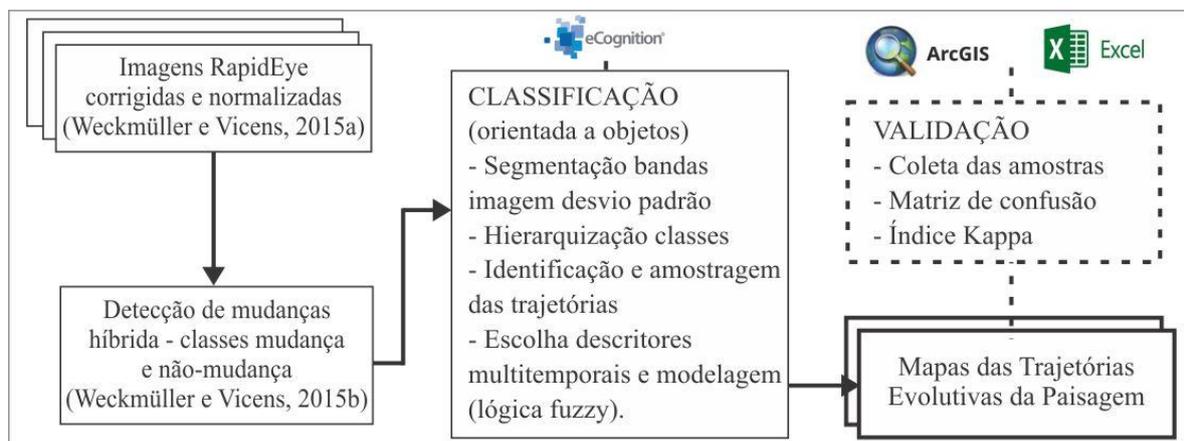


Figura 4. Fluxograma metodológico da classificação das trajetórias.

3. Resultados e Discussão

3.1) Classificação das trajetórias

A classificação em três níveis hierárquicos permitiu agrupar as mudanças em cíclicas e permanentes, sendo a última o interesse desta pesquisa em se obter as trajetórias evolutivas. Após a classificação no nível 2, observa-se que dos 2666 ha de mudança, mais da metade, ou seja, 1462 ha (54,84%), correspondem a mudanças permanentes. Os outros 1204 ha correspondem a mudanças cíclicas, que podem representar mudanças fenológicas ou rotações de cultivo.

Sendo assim, as sete trajetórias inicialmente observadas foram classificadas no eCognition. Em todas as classes, mais de um descritor multitemporal foi utilizado para separá-las das outras. Acredita-se que a heterogeneidade das mudanças, somada as características espectrais (apenas cinco bandas) e radiométricas (16 bits) das imagens, tenha contribuído para a complexidade no processo de classificação. Após a modelagem *fuzzy* dos descritores, as classes do nível 3 foram classificadas, gerando o mapa final das trajetórias evolutivas da cobertura da terra para a área de estudo.

Analisando este mapa de trajetórias (Figura 5), percebe-se, como era de se esperar, a localização da maioria das trajetórias permanentes na área do COMPERJ e seu entorno, devido às obras do empreendimento em si e obras indiretas, como abertura de estradas, por

exemplo. Outras trajetórias permanentes encontram-se nos núcleos urbanos dos municípios de Itaboraí, Tanguá e Cachoeiras de Macacu. As trajetórias cíclicas se concentram na margem dos grandes rios da região, principalmente nos Rios Caceribu e Macacu.

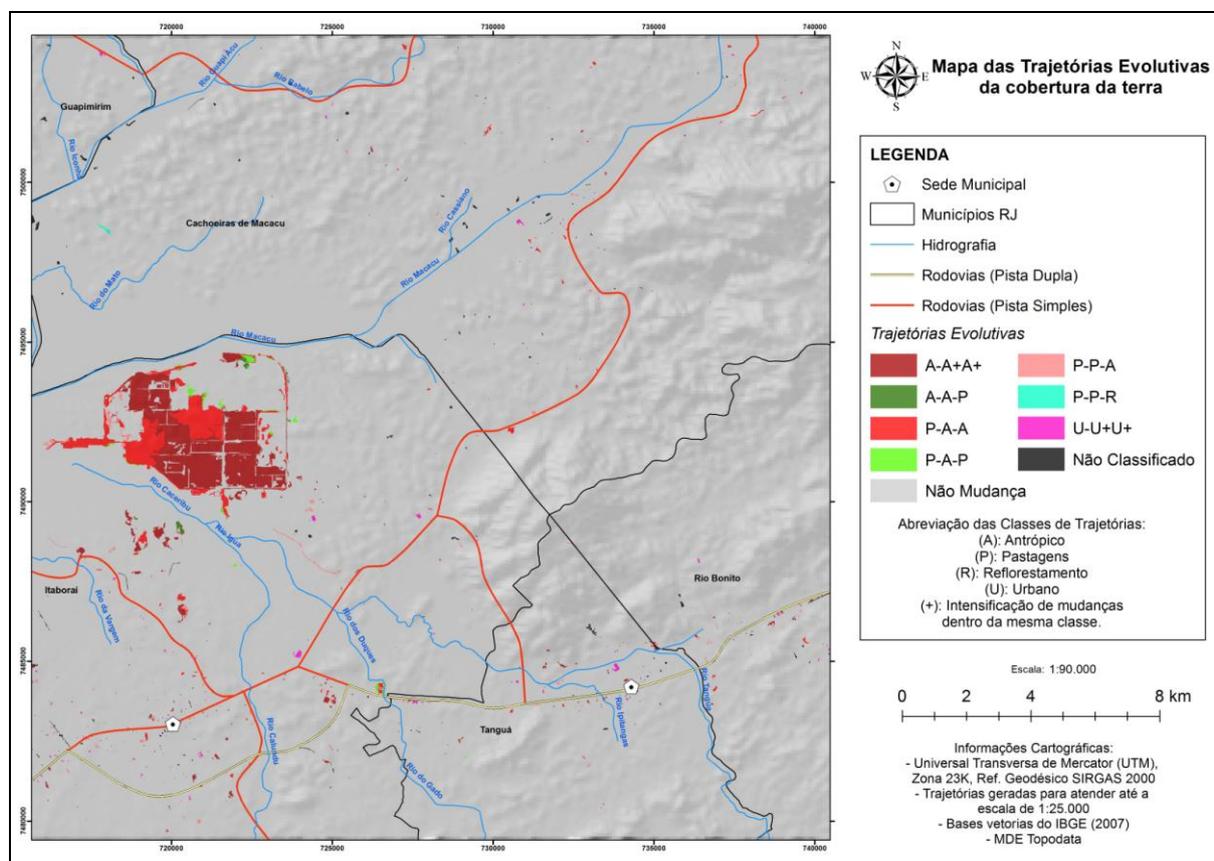


Figura 5 - Trajetórias evolutivas da cobertura da terra na área de estudo.

Analisando a área das trajetórias, observa-se que a mais marcante na área de estudo é a intensificação da antropização (A-A+A+), com 870 ha, o que equivale a 59,50% das trajetórias permanentes. No que diz respeito a trajetórias com alterações entre as classes de cobertura, é interessante notar que o vetor de transformação pasto para antrópico é predominante, com 34,72% das trajetórias (soma de P-A-A e P-P-A). Trajetórias consideradas como de recuperação da vegetação (A-A-P, P-A-P e P-P-R) representam apenas 3,29 % (48 ha) e a intensificação da urbanização (U-U+U+) foi observada em todos os núcleos urbanos dos municípios, com 36 ha de ocorrência (2,48% do total de trajetórias). Este último, inclusive, de certa maneira surpreendeu, pois foi capaz de classificar intensificações na classe urbana, correspondentes a adensamentos de quarteirões domiciliares.

Para complementar o entendimento das trajetórias mais marcantes na área de estudo, foi desenvolvido um recorte no mapa final de trajetórias para a área em que estas mais se concentraram: o COMPERJ (Figura 6). Neste mapa fica mais nítida a transformação da paisagem causada pela instalação do empreendimento. Interessante notar a disparidade de mudanças no período de 2009 a 2010, em relação com 2010 a 2011. Outro fato interessante visto neste recorte é a constatação que as áreas de recuperação da vegetação observadas no entorno do empreendimento (antrópico para pastagens) representam áreas em que obras foram finalizadas, como por exemplo, abertura de vias.

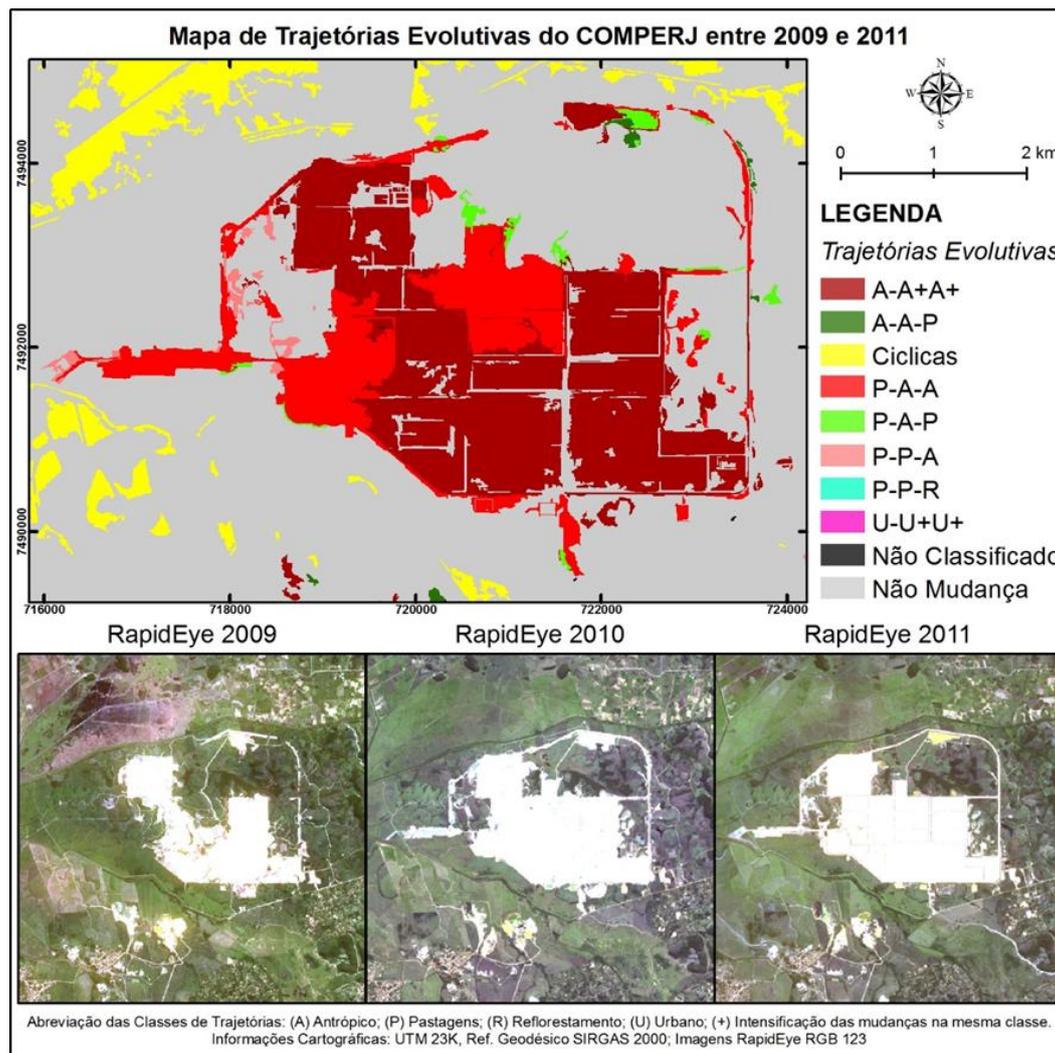


Figura 6: Trajetórias evolutivas da região do COMPERJ e entorno entre 2009 e 2011. Abreviação das classes: (A) Antrópico; (P) Pastagens; (R) Reflorestamento; (U) Urbano; (+) Intensificação das mudanças na mesma classe.

3.2) Validação dos resultados

De uma maneira geral, a classificação das trajetórias evolutivas da cobertura da terra na área de estudo apresentou um excelente resultado, com uma exatidão global de 0,94 e um índice kappa de 0,91. Analisando a matriz de confusão entre as classes, observou-se que a classe de intensificação da urbanização (U-U+U+) obteve o menor acerto, ou seja, foi superestimada, se confundindo um pouco com trajetórias de antropização. As maiores trajetórias encontradas na paisagem (A-A+A+ e P-A-A) apresentaram os melhores resultados, com todas as amostras corretamente classificadas.

4. Considerações Finais

A classificação baseada em objetos com o uso de descritores multitemporais mostrou-se efetiva, possibilitando separar todas as classes, com um bom índice kappa. A separação no nível 2 entre as mudanças cíclicas e permanentes foi importante para a classificação das trajetórias, no nível 3, pois diminuiu o número de informações que poderiam atrapalhar o processo de classificação destas.

O processo de modelagem exemplificado na Figura 3, com base em amostras de treinamento das trajetórias visualmente observadas, aprimorou o conhecimento sobre o comportamento das coberturas da terra. Este conhecimento ampliou as possibilidades de

análise para uma perspectiva de modelagem das trajetórias não observadas, visto as limitações de uma identificação visual por parte do pesquisador, ou seja, foi possível modelar outras combinações de coberturas como tentativa de detecção de novas trajetórias na paisagem. Várias foram as combinações propostas, porém nenhuma nova trajetória foi encontrada. Acredita-se que o pequeno tamanho da área piloto (625 km²) tenha favorecido a eficiência do processo visual de identificação das trajetórias. Mas de qualquer maneira, esta alternativa de modelagem torna-se interessante para a aplicação em grandes áreas de estudo.

O uso de uma área de estudo mais extensa com diferentes intervalos temporais tornaria o processo de identificação e classificação das trajetórias mais complexo e demorado, o que levaria o pesquisador a encontrar melhorias no processo desenvolvido neste trabalho, que otimize-o, mantendo a qualidade alcançada nesta pesquisa.

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

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, p. 4434-4457, 2012.

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

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

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.

Lu D.; Mausel, P.; Brondizio, E.; Moran, E. Change detection techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n° 12, p. 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.

Mertens, B; Lambin, E.F. Land-Cover- Change Trajectories in Southern Cameroon. **Association of American Geographers**, v. 90, pp. 467-494. 2000.

Weckmüller, R. Proposta metodológica para detecção de mudanças na cobertura da terra, através de análise multitemporal de imagens RapidEye. Dissertação (Mestrado em Geografia). 2015. 89 p. Universidade Federal Fluminense. Niterói, RJ. 2015.

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**. João Pessoa, PB, Brasil. INPE, p. 0858-0865, 2015a.

Weckmüller, R; Vicens, R.S. Detecção de mudanças híbrida: uma associação entre classificação baseada em objetos e baseada em pixels. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. João Pessoa, PB, Brasil. INPE, p. 0850-0857, 2015b.