

DETECÇÃO DE MUDANÇAS FLORESTAIS EM SÉRIES TEMPORAIS UTILIZANDO OS ALGORITMOS LANDTRENDR: ESTUDO DE CASO NO ESTADO DO RIO DE JANEIRO

Rômulo Weckmüller¹, Raúl Sánchez Vicens²

¹Laboratório de Geografia Física, Universidade Federal Fluminense, weckmuller@gmail.com; ² Departamento de Geografia, Universidade Federal Fluminense, rsvicens@id.uff.br

RESUMO

O entendimento de como os sistemas terrestres evoluem é importante na busca de estratégia que otimizem a utilização dos recursos naturais e minimizem os impactos ambientais. Com a disponibilização de todo o acervo de imagens do programa *Landsat*, melhoras na qualidade dos dados e o surgimento de novos algoritmos constituem um avanço metodológico que supera as limitações espaciais e temporais dos métodos tradicionais de detecção de mudanças. O objetivo é detectar trajetórias florestais no estado do Rio de Janeiro, entre 1984 e 2016, numa abordagem com base na trajetória espectral do pixel em séries temporais, utilizando os algoritmos *LandTrendr*. As perdas florestais foram dominantes na paisagem em relação às recuperações (64% e 36%, respectivamente). O mapeamento obteve um índice Kappa de 0.53, com uma exatidão global de 69%.

Palavras-chave — sensoriamento remoto, vegetação.

ABSTRACT

Understanding how terrestrial systems evolve is important in searching strategies that optimize the use of natural resources and minimize environmental impacts. The the availability of the entire Landsat image collection with improvements in data quality and the emergence of new algorithms constitute a methodological advance that overcomes the spatial and temporal limitations of traditional methods of change detection. The objective is to detect forest trajectories in the state of Rio de Janeiro, between 1984 and 2016, using time series in an approach pixel based available in the LandTrendr algorithms. Forest losses were dominant in the landscape in relation to recoveries (64% and 36%, respectively). The overall accuracy was 69% with a Kappa index of 0.53.

Key words — remote sensing, vegetation.

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 supressões, urbanizações, regenerações, entre outros. 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 a dinâmica da paisagem [1].

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 tomada de decisão [2]. A observação da Terra por satélites é a única maneira de providenciar uma contínua e consistente base de dados sobre a cobertura da terra. Esta abundância de dados temporais possibilita a obtenção das trajetórias evolutivas da cobertura da terra, que representam uma assinatura espectral-temporal da paisagem [3]. Assim, o mapa deixa de ser um resultado absoluto, exigindo o complemento de uma assinatura espectral-temporal de suas classes de mudança, seguindo o novo paradigma dos estudos de mudança, que prioriza a variável tempo, através de análise de séries temporais [4].

Neste contexto, este trabalho objetiva mapear as trajetórias florestais (de supressão e recuperação) do estado do Rio de Janeiro, entre 1984 e 2016, utilizando os algoritmos *LandTrendr*, que detectam mudanças em séries temporais. Para recobrir a área de estudo são necessárias seis cenas do satélite *Landsat* (Figura 1).

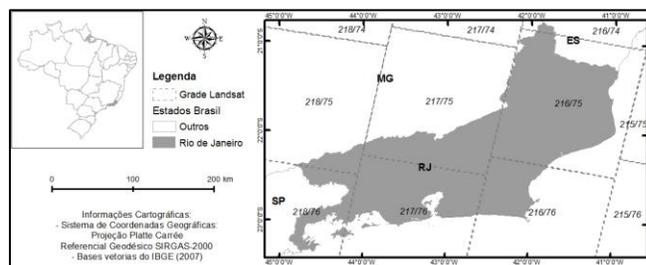


Figura 1. Área de estudo da pesquisa.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Material

Para o presente trabalho foram utilizadas imagens *Landsat*, dos sensores TM (1984 a 2011) e OLI (2013 a 2016). Tais imagens são atualmente disponibilizadas gratuitamente pelo USGS (*United States Geological Survey*, portal: <http://earthexplorer.usgs.gov/>), na forma do produto *Landsat Surface Reflectance Climate Data Record* (CDR).

2.2 Pré-Processamento

As imagens Landsat do produto CDR obtidas no portal eletrônico do USGS, de acordo com seus metadados, já vem ortorretificadas com precisão sub-pixel e corrigidas segundo a atmosfera utilizando o modelo 6S. Porém numa detecção de mudanças, o mais importante seria a pouca variação das imagens entre si. Por isso optou-se pela realização de uma normalização radiométrica, objetivando diminuir a variação radiométrica dentro da série temporal [5].

Além disso, para restringir a área de análise, foi desenvolvida uma máscara de floresta para limitar a interpretação dos dados gerados pelos algoritmos. Após testes preliminares com o LandTrendr, observou-se a necessidade de desenvolvimento de uma máscara de sombras topográficas, pois as mesmas eram classificadas erroneamente como mudança. Uma máscara de silvicultura foi adquirida para evitar falsas recuperações [6].

2.2.1. Normalização radiométrica

A normalização radiométrica 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. Esta foi realizada de maneira automatizada em ambiente R. O código normaliza em pares de imagens, desenvolvendo uma equação de regressão linear para cada ano da série temporal, levando-se em conta a mesma imagem referência. Os dados de saída são a imagem normalizada e um gráfico entre esta e a imagem referência para análise de qualidade dos resultados [5].

2.2.2. Desenvolvimento de máscaras

Com o objetivo de limitar a área de estudo somente para as coberturas florestais do estado, uma máscara de floresta foi utilizada [1]. O desenvolvimento desta foi por análise orientada a objetos, baseada na lógica *fuzzy* e hierarquia de classes, numa tentativa de "modelar o conhecimento" [7].

A máscara de sombra topográfica foi desenvolvida com base no processamento do MDE SRTM (30 metros), para a obtenção da radiação anual. Áreas com menos de 450 horas de luz solar por ano foram consideradas como máscara [1]. Por fim, foi adquirida uma máscara de silvicultura, visto que o LandTrendr não diferencia florestas de eucaliptos [6].

2.3 LandTrendr

O LandTrendr (*Landsat-based Detection of Trends in Disturbance and Recovery*) é um pacote de algoritmos de detecção de mudanças baseado em pixels que objetiva gerar trajetórias espectro-temporais que expressam os eventos ocorridos no pixel no decorrer do tempo, resumidamente em três fases: pré-processamento, segmentação temporal e classificação das trajetórias [1].

Além de estar disponível gratuitamente à comunidade científica, dispõe de um documento de guia do usuário que detalha bem toda a organização de pastas, processamento de dados de entrada e execução do algoritmo [8]. Este guia é fundamental, visto que a ferramenta não possui interface gráfica e é executado por código no *software Envi IDL*. Recentemente, o LandTrendr foi adicionado como uma função no *Google Earth Engine* [9].

2.3.1. Segmentação temporal

O conceito de segmentação temporal, é importante, pois se difere do uso da palavra segmentação usada até então na literatura, de cunho estritamente espacial. A segmentação temporal do algoritmo LandTrendr, resumidamente, consiste em identificar quebras estatísticas do comportamento linear entre a imagem inicial e a final da série, simplificando a série espectro-temporal. Esta série ajustada pode ser relacionada a eventos ocorridos com a cobertura florestal, como supressões e regenerações. Ambos podem ser observados pelos segmentos das trajetórias, que mostram os momentos críticos de cada mudança [1].

Por meio desses segmentos são gerados os atributos de duração, magnitude e ano de início da perda ou regeneração da cobertura florestal. Assim, o atributo de duração indica o tempo levado para a perda ou regeneração da floresta, o atributo de magnitude expressa a amplitude de variação do índice espectral, então, quanto maior a magnitude mais abrupta foi a perda da cobertura florestal e por fim, o ano de início expressa quando o evento de supressão ou regeneração teve início [10].

Dos vários descritores disponíveis para o processo de segmentação temporal, foi utilizado o NDVI, devido ao seu melhor desempenho na detecção de mudanças em florestas tropicais, caso da área de estudo [1][10]. Definido o descritor, resta configurar os parâmetros de controle para garantir uma segmentação temporal que contemple as trajetórias florestais da área. Os principais parâmetros que influenciam na qualidade da segmentação temporal são: *kernel size*, *pval* e *max segments* [10]. Após testes, respectivamente, definiu-se 3x3, 0.05 e 6 como os valores mais adequados para estes parâmetros.

2.3.2. Classificação das trajetórias florestais

A fase de classificação é a última do processo de detecção de trajetórias utilizando os algoritmos LandTrendr. Neste momento são inseridos os parâmetros de controle de mudanças (limiars) e as classes que representam as trajetórias da paisagem, através do algoritmo chamado *labelFit*. Resumidamente as classes contemplam perdas e ganhos de vegetação em duas velocidades distintas: abrupta (menos de 5 anos) e gradual (mais de 5 anos).

Após testes, foram definidos os limiars: para uma mudança ser considerada distúrbio (perda) na vegetação tem que apresentar variação negativa anual de 0.22 e variação

negativa numa série de 20 anos de 0.18 no NDVI. Já para ser considerada uma recuperação da vegetação, basta variação positiva de 0.27 no NDVI.

2.4 Validação

A estratégia de validação foi a utilização do índice *Kappa* associado à análise da matriz de confusão. Para tal agrupou-se as trajetórias em três grandes grupos, a saber: florestas invariantes, trajetórias de supressão e trajetórias de regeneração. Foram gerados 450 pontos aleatórios para cada um dos três grupos mencionados, totalizando 1350 pontos. Estes pontos foram analisados um a um tendo como referência a própria série temporal. A Figura 2 resume as etapas metodológicas deste trabalho.

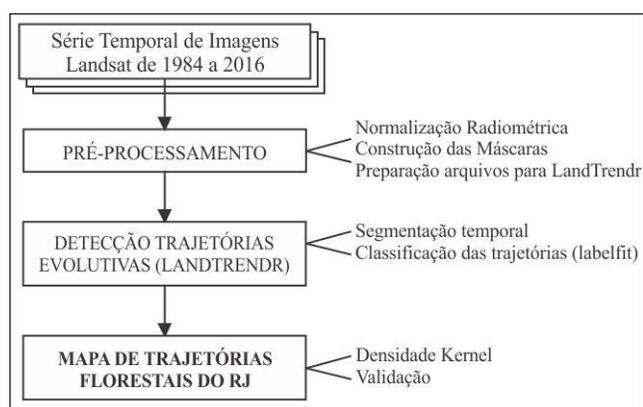


Figura 2. Etapas metodológicas resumidas do trabalho.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Normalização radiométrica

O código que automatizou a normalização radiométrica gerou gráficos para cada processo, contendo a reta de regressão linear entre a imagem referência e a imagem a ser normalizada, o coeficiente de determinação (R^2) e as equações antes e depois do processo de normalização. Estes gráficos possibilitaram avaliar a qualidade dos produtos gerados. Houve uma maior correlação nas bandas do infravermelho em relação às bandas do visível, com destaque para a cena 217/076, que obteve as maiores correlações. Interessante notar que as cenas do ponto número 076, em todas as órbitas, são as que obtiveram os melhores resultados. São exatamente estas cenas que possuem litoral, por isso acredita-se que os pontos coletados nas águas profundas destas cenas (pixels escuros), são importantes para a construção de uma equação de regressão linear mais efetiva para o processo de normalização.

3.2 Trajetórias florestais do estado do Rio de Janeiro

Após o processo de segmentação temporal, classificação pelo *labelfit*, aplicação das máscaras e edição manual, foi

gerado o mapa de trajetórias florestais. De uma maneira geral observou-se 58.969 ha de trajetórias florestais no estado do Rio de Janeiro, distribuídas em suas várias classes (Tabela 1). Apenas como curiosidade, se essas áreas de trajetórias fossem agrupadas em um município, seria maior do que 69 dos 92 que compõe o estado. Agrupando as classes de desmatamentos e de recuperações (Tabela 1), percebe-se que as trajetórias de perdas florestais correspondem a 34.419 ha (64%), enquanto que as de recuperações a 19.699 ha (36%). Note que a classe “Recuperação (Silvicultura)” não foi computada neste cálculo, pois a mesma não foi considerada como uma regeneração efetiva de áreas de floresta pelo seu comportamento cíclico, representando uma área de cultivo.

Classes de Trajetórias Florestais	Área (ha)	Áreas (ha) agrupadas
Áreas Invariantes	4310697	4310697
Desmatamento Abrupto	10905	34419
Desmatamento Duplo	185	
Desmatamento Gradual	23329	
Desmatamento seguido de recuperação	53	19699
Recuperação Abrupta	19341	
Recuperação Gradual	305	
Recuperação (Silvicultura)	4850	4850

Com o objetivo de aprofundar a análise das trajetórias à procura de um padrão de localização, foram desenvolvidos dois mapas de densidade *kernel*, um com as trajetórias de desmatamento e outro com as de recuperação (Figuras 3 e 4). Estes mapas apresentam as áreas onde cada um dos fenômenos foi predominante, porém foram usados apenas como recurso visual, visto sua imprecisão cartográfica.

A densidade de ocorrência dos desmatamentos chama muita atenção em duas áreas do estado. Primeiro, na Região Serrana, principalmente entre os municípios de Teresópolis, Nova Friburgo, Sumidouro e Sapucaia, áreas bem montanhosas, com escarpas e planaltos no reverso de escarpas. Nesta área as manchas de densidade chegam ao seu nível mais alto. Segundo, em menor escala, próximo à Região da Costa Verde, principalmente entre Angra dos Reis, Rio Claro e Piraí (Figura 2).

Já quanto às recuperações, as principais manchas estão na fronteira entre as Regiões Serrana e dos Lagos, na borda entre as montanhas serranas e as planícies litorâneas, nos municípios de Nova Friburgo, Casimiro de Abreu, Rio das Ostras e a parte montanhosa de Macaé. Áreas estas que fazem parte de importantes bacias hidrográficas do estado, como as do Rio São João e a do Rio Macaé (Figura 3).

3.3 Validação das trajetórias

Após a análise dos 1350 pontos de validação foi encontrado um índice *Kappa* de 0.53 no mapeamento de trajetórias, com uma exatidão global de 69%.

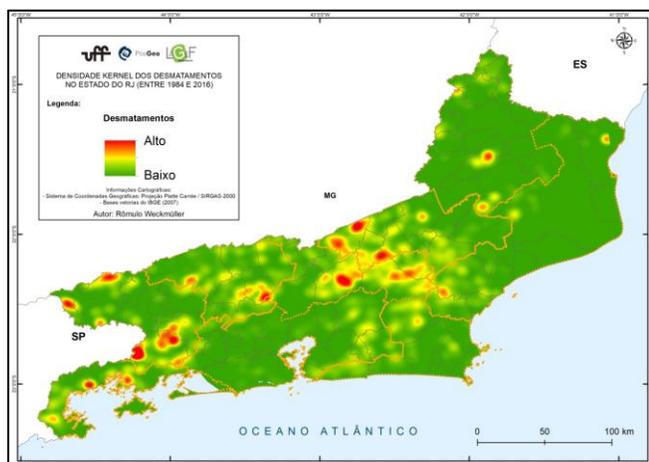


Figura 3. Densidade kernel das supressões florestais no estado do Rio de Janeiro, entre 1984 e 2016.

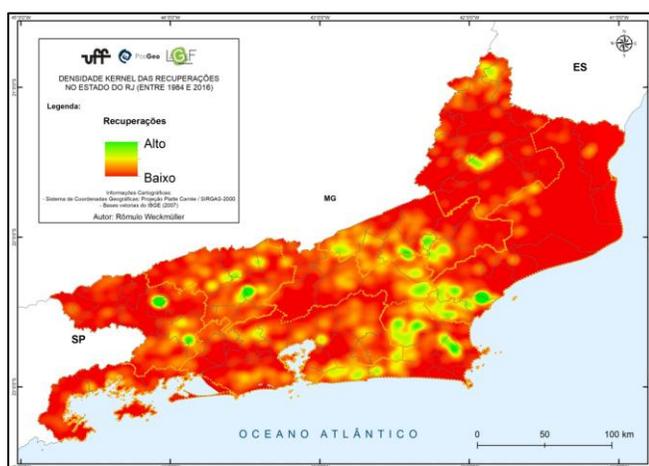


Figura 4. Densidade kernel das recuperações florestais no estado do Rio de Janeiro, entre 1984 e 2016.

5. CONCLUSÕES

O pacote de algoritmos LandTrendr foi muito eficiente em detectar trajetórias florestais, sejam de distúrbios ou recuperações. Seu método automatizado de segmentação temporal, pixel a pixel (porém observando uma janela de pixels vizinhos) e baseado na observação de uma série temporal e suas curvas espectrais, foi capaz de detectar mudanças florestais, mesmo as mais sutis, com um baixo custo e em um curto período de tempo. Mesmo os maiores recortes da área de estudo levaram menos de 24 horas de processamento para se obter dados de trajetórias espectro-temporais e suas características.

De uma maneira geral, a metodologia mostrou-se sólida e condizente com os produtos gerados. As validações ao final de cada etapa apresentaram bons resultados, ratificando a eficiência das várias abordagens utilizadas em conjunto neste trabalho.

6. REFERÊNCIAS

- [1] Weckmüller, R. Trajetórias evolutivas das coberturas florestais do estado do Rio de Janeiro utilizando os algoritmos *LandTrendr*. POSGEO, Tese de Doutorado em Geografia, UFF (disponível em: goo.gl/9KuJnK). Niterói, RJ. 123 p, 2018.
- [2] 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.
- [3] Maus, N.; Câmara, G.; Cartaxo, R.; Sanchez, A.; Ramos, M.; Queiroz, G.R. A Time-Weighted Dynamic Time Warping Method for Land-Use and Land-Cover Mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 9, n. 8, pp. 3729-3739, 2016.
- [4] Câmara, G.; Maciel, A.; Maus, N.; Vinhas, L.; Sanchez, A. Using dynamic geospatial ontologies to support information extraction from big Earth observation data sets. *GIScience 2016 Conference*, Montreal, Canada, 2016.
- [5] Fernandes, P.J.F.; Vicens, R.S.; Furtado, L.F.A. Modelo automático de normalização radiométrica de série multitemporal Landsat-5 usando pontos pseudoinvariantes, PIF. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 69, n. 02, pp. 241-251, 2017.
- [6] Ferraz, D.P.G.B. Dinâmica espaço-temporal da produção de silvicultura no estado do Rio de Janeiro entre 1985 e 2014. POSGEO, Dissertação de Mestrado em Geografia, UFF. Niterói, RJ. 83 p, 2017.
- [7] Cruz, C.B.M.; Vicens, R.S.; Seabra, 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. *Anais do XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*. Florianópolis, SC. INPE, pp. 5691-5698, 2007.
- [8] Kennedy, R.E.; Yang, Z.; Cohen, W.B. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr - Temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment*, v. 114, pp. 2897-2910, 2010.
- [9] Kennedy, R.E.; Yang, Z.; Gorelick, N.; Braaten, J.; Cavalcante, L.; Cohen, W.B.; Healey, S. Implementation of the LandTrendr Algorithm on Google Earth Engine. *Remote Sensing*, v. 10, n. 691, pp. 1-10, 2018.
- [10] Fragal, E.H. Reconstrução histórica de mudanças na cobertura florestal em várzeas do baixo Amazonas utilizando o algoritmo Landtrendr. Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, SP. 126 p, 2015.