

## ESCOLHA DO MELHOR DESCRITOR PARA A DETECÇÃO DE TRAJETÓRIAS EM FLORESTAS TROPICAIS UTILIZANDO OS ALGORITMOS LANDTRENDR

Rômulo Weckmüller <sup>1</sup>

João Victor J. Zebende <sup>2</sup>

Raúl Sánchez Vicens <sup>3</sup>

68

**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. O monitoramento das mudanças florestais, através de técnicas de sensoriamento remoto tem sido fundamental. Com a disponibilização de todo o acervo de imagens do programa Landsat/NASA, 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. Neste artigo, objetiva-se entender o comportamento de cinco descritores disponíveis nos algoritmos LandTrendr, um classificador de trajetórias em séries temporais baseado em pixels, para avaliar qual tem o melhor desempenho em detecções de mudanças florestais em ambiente tropical. Para tal foram aplicados testes estatísticos sobre sua classificação, o teste de McNemar e uma validação a partir do Índice Kappa, onde o descritor NDVI apresentou os melhores resultados.

**Palavras-chave:** séries temporais; sensoriamento remoto; detecção de mudanças; vegetação.

### PERFORMANCE ANALYSIS OF SPECTRAL VARIABLES FOR TRAJECTORY-BASED CHANGE DETECTION IN BRAZILIAN TROPICAL RAINFOREST

**Abstract.** Understanding how terrestrial systems evolve is important in pursuing strategies that optimize the use of natural resources and minimize environmental impacts. Monitoring vegetation cover and land use changes through remote sensing techniques has been crucial in this regard. With the availability of the entire Landsat/NASA image collection, improvements in data quality and the emergence of new algorithms constitute a methodological advance that overcomes the

---

<sup>1</sup> Laboratório de Geografia Física, Universidade Federal Fluminense, weckmuller@gmail.com.

<sup>2</sup> Laboratório de Geografia Física, Universidade Federal Fluminense, jjzebende@gmail.com.

<sup>3</sup> Departamento de Geografia, Universidade Federal Fluminense, rsvicens@id.uff.br.

spatial and temporal limitations of traditional methods of change detection. This paper aims to understand the behavior of five descriptors available in the LandTrendr algorithms, a pixel-based time series classifier, to evaluate which has the best performance in detection of forest changes in a tropical environment. For this, statistical tests were applied on its classification, the McNemar test and a validation from the Kappa Index which the NDVI descriptor presented the best results.

**Keywords:** time series; remote sensing; change detection; vegetation.

### **ANALYSE DE PERFORMANCES DE VARIABLES SPECTRALES POUR LA DÉTECTION DE CHANGEMENT BASÉE SUR UNE TRAJECTOIRE DANS LA FORÊT TROPICALE BRÉSILIENNE**

**Résumé.** Comprendre l'évolution des systèmes terrestres est important pour la mise en œuvre de stratégies optimisant l'utilisation des ressources naturelles et minimisant les impacts sur l'environnement. La surveillance des changements dans les forêts au moyen de techniques de télédétection a été fondamentale. Avec la disponibilité de l'ensemble de la collection d'images Landsat/NASA, l'amélioration de la qualité des données et l'émergence de nouveaux algorithmes constituent un progrès méthodologique qui permet de surmonter les limitations spatiales et temporelles des méthodes traditionnelles de détection des changements. Cet article vise à comprendre le comportement de cinq descripteurs disponibles dans les algorithmes de LandTrendr, une trajectoire de série temporelle basée sur les pixels, afin d'évaluer celle qui présente les meilleures performances en matière de détection des changements de forêt dans un environnement tropical. Pour cela, des tests statistiques ont été appliqués sur sa classification, le test McNemar et une validation à partir de l'indice Kappa, où le descripteur NDVI a présenté les meilleurs résultats.

**Mots-clés :** série chronologique; télédétection; détection de changement; végétation.

## 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. Tais informações têm como suporte o processamento de imagens multitemporais e detecção de mudanças, que tem sido um campo de pesquisa ativa em sensoriamento remoto por décadas, tornando-o a maior fonte de dados espacializados atualmente para o monitoramento da cobertura da terra (LU et al., 2004; LU et al., 2014; JIANYA et al., 2008).

Além disso, as Geotecnologias, em especial o sensoriamento remoto, apresentam-se como uma importante ferramenta na obtenção e manipulação de dados temporais, permitindo também integrar dados de naturezas distintas (matriciais, vetoriais e tabulares), como imagens de satélite e dados censitários, por exemplo. 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 (CHEN et al., 2012). Maus et al. (2016) acrescentam que a observação da Terra por satélites é a única maneira de providenciar uma contínua e consistente base de dados sobre a cobertura e uso da terra. Esta abundância de dados temporais possibilita a obtenção das trajetórias evolutivas da cobertura da terra, que representam uma assinatura espectro-temporal da paisagem.

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 degradação da paisagem, que possibilita ao pesquisador conhecer importantes informações sobre a paisagem, 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

*Weckmüller et al., Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

secundária (WECKMÜLLER, 2018). Banskota et al. (2014) destacam que, diferente da detecção de mudanças bitemporal, as trajetórias possibilitam entender a natureza das mudanças, assim como sua magnitude.

Câmara et al. (2016) defendem as trajetórias evolutivas como uma quebra de paradigma nos estudos de mudança. Até agora a variável espaço era priorizada em relação ao tempo, ou seja, os mapeamentos eram feitos para cada data com comparação posterior dos seus resultados, o paradigma chamado de “*Space First*”. A partir de agora há uma mudança neste paradigma, pois a variável tempo passa a ser a mais importante, com o uso de séries temporais, chamado de “*Time First*”. Desta maneira, o mapa deixa de ser um resultado absoluto, exigindo o complemento de uma assinatura espectral-temporal de suas classes de mudança (MAUS et al., 2016).

De acordo com Banskota et al. (2014), as detecções de mudança baseadas em trajetórias utilizam padrões espectrais-temporais para identificar tipos de distúrbios e suas magnitudes. Os autores as dividem em 4 categorias: (1) Baseada em limiares, (2) Simples ajuste da curva, (3) Curva hipotética e (4) segmentação da trajetória. A categoria 1 exige como pré-requisito um limiar que configure mudanças florestais. Já as categorias 2, 3 e 4 geram suas próprias trajetórias estimando os limiares com base nas informações da série temporal.

Condizente com o novo paradigma vigente (*time-first*), Kennedy et al. (2010) automatizaram o processo de detecção de distúrbios em áreas florestadas para grandes séries temporais com a implantação do pacote de algoritmos LandTrendr, desenvolvido pelos autores, que permite obter o grau de degradação de uma paisagem, além de detectar distúrbios e recuperações na vegetação.

O *LandTrendr* (*Landsat-based Detection of Trends in Disturbance and Recovery*) é um pacote de algoritmos de detecção de mudanças baseado em pixels, desenvolvido por Kennedy et al. (2010), 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. Além de estar disponível gratuitamente à comunidade científica no portal eletrônico da Universidade

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

de Oregon (<http://landtrendr.forestry.oregonstate.edu/>), 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, no *software Envi IDL*.

As trajetórias espectro-temporais expressam a sucessão de eventos ocorridos com a cobertura florestal, enquanto que os segmentos que compõem as trajetórias expressam momentos críticos da mudança da cobertura florestal. O termo momento crítico é adotado para o segmento da trajetória que expressa remoção de florestas (distúrbio) ou por segmento que expressa sucessão primária e secundária (recuperação). Desta forma, a trajetória espectro-temporal é definida por uma sequência de segmentos, cada qual formado por dois vértices, ligados por uma reta que generalizam e/ou simplificam as assinaturas espectrais temporais de mudanças florestais, sejam elas desmatamentos ou regenerações (FRAGAL et al., 2016; KENNEDY et al., 2010; WECKMÜLLER, 2018).

Este é o processo que Kennedy et al. (2010) definiram como segmentação temporal. Os segmentos podem ser baseados em diferentes descritores, como a reflectância de superfície de faixas espectrais (bandas), ou em índices que resultem da operação entre estas bandas, tais como o NDVI e o NBR, ou em imagens resultantes da transformação *Tasseled Cap* (*brightness, greenness e wetness*).

Pesquisas anteriores indicaram que o descritor NBR é muito efetivo para a segmentação temporal efetiva de mudanças florestais (KENNEDY et al., 2010; KENNEDY et al., 2012; GRIFFITHS et al., 2012). Alguns trabalhos destacam que o *wetness* tem um potencial parecido com o NBR em detectar mudanças florestais (COHEN et al., 2010; KENNEDY et al., 2012). Porém Fragal et al. (2016), através de amostras e análise de curvas espectrais temporais, apontou para a ineficiência deste descritor em detectar trajetórias em florestas equatoriais, como a Amazônia.

Sendo assim, este trabalho objetiva comparar cinco descritores de segmentação temporal do *LandTrendr* (Banda 5, *Greenness*, NBR, NDVI e *Wetness*) na detecção de mudanças florestais em ambiente tropical. Para tal, será realizado um teste de *McNemar*, uma análise estatística das curvas espectro-temporais de amostras de trajetórias previamente conhecidas, além de validação dos mapeamentos por índice

*Weckmüller et al., Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

*kappa* associado à análise da matriz de confusão entre as classes de trajetórias, para entender o comportamento dos erros de comissão e omissão. A área de estudo para aplicação da metodologia corresponde à parte da cena 217/076 do satélite *Landsat*, que engloba parte da área metropolitana do estado do Rio de Janeiro (Figura 1). A escolha desta área justifica-se pelo dinamismo da mesma nos últimos 30 anos.

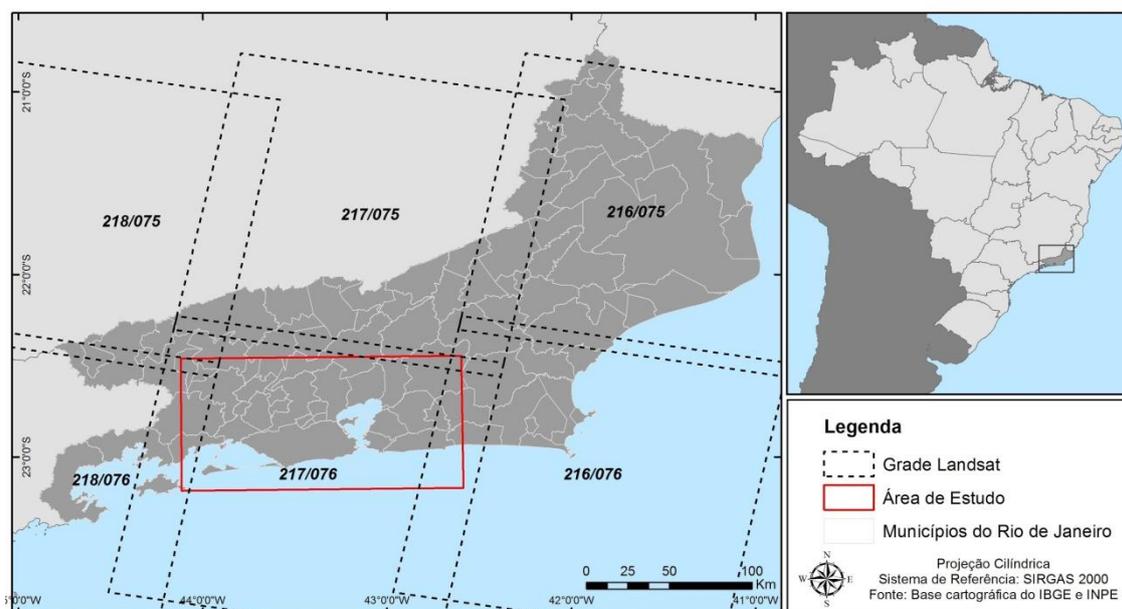


Figura 1. Área de estudo para aplicação da metodologia.

## Material

Para o presente trabalho foram utilizadas imagens *Landsat*, dos sensores TM e OLI. Estas foram adquiridas gratuitamente junto ao portal do USGS (*United States Geological Survey*, portal: <http://earthexplorer.usgs.gov/>), na forma do produto *Landsat Surface Reflectance Climate Data Record* (CDR). O produto CDR disponibiliza imagens ortorretificadas e corrigidas quanto à atmosfera.

A correção atmosférica é realizada por meio do modelo de transferência radiativa *Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum* (6S) para gerar imagens em reflectância de superfície (bandas 1 a 5 e 7) e imagem de temperatura de brilho (banda 6). Os valores de reflectância de superfície de cada *pixel* da imagem é multiplicado por 10000. Além disso, as bases vetoriais utilizadas (limites políticos estaduais e municipais) são provenientes do IBGE.

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

## Métodos

### *Segmentação temporal do LandTrendr*

O primeiro algoritmo do pacote *LandTrendr* é o de segmentação temporal, que ajusta a curva espectral das trajetórias em segmentos. A escolha do descritor e uma configuração dos parâmetros adaptadas à realidade da área de estudo é fundamental para a execução do algoritmo subsequente, que classifica as trajetórias.

Fragal et al. (2016) aponta, após uma série de testes, que os principais parâmetros que influenciam na qualidade da segmentação temporal são: *kernel size*, *pval* e *max segments*. Os autores testaram diferentes valores para estes três parâmetros. O *kernel size* pode variar entre 1x1, 3x3 e 5x5. A janela 1x1 aumenta o número de falsas mudanças, devido à geração de segmentos ruidosos no ajuste das trajetórias espectral, enquanto que em contrapartida a janela 5x5, por ter uma grande dimensão espacial (25 pixels), suaviza as trajetórias, omitindo eventos ocorridos com a cobertura florestal. O parâmetro *max segments* pode variar entre 2, 6 e 8. Indicações de Kennedy et al. (2010) para grande séries temporais, corroboradas por Fragal et al. (2016), atestam que o valor 2 suaviza e o valor 8 superdimensiona as mudanças. Por fim, no parâmetro *pval*, que pode variar entre 0.05, 0.2 e 0.4, os autores não encontraram grandes influências no ajuste das trajetórias, optando pelo *default* do algoritmo (0.05).

Desta maneira, seguindo orientações de Fragal et al. (2016) e Weckmüller (2018) os parâmetros escolhidos para a execução do algoritmo de segmentação temporal são: *kernel size* = 3x3, *max segments* = 3 e *pval* = 0.05. Resta agora testar qual o melhor descritor que descreva os eventos de distúrbios e recuperações ocorridos na cobertura florestal do estado do Rio de Janeiro.

### *Escolha do melhor descritor*

Escolher um descritor que tenha a capacidade de representar todos os eventos ocorridos numa cobertura florestal, com a maior acurácia possível, é fundamental para uma boa detecção de mudanças, e ao mesmo tempo, é um grande desafio. Nesse sentido foram escolhidos cinco descritores presentes nos algoritmos *LandTrendr* (Banda

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

5, *Greenness*, NBR, NDVI e *Wetness*) para avaliar qual melhor descreve as trajetórias de florestas tropicais. Para tal, levou-se em conta suas curvas espectro-temporais após o processo de segmentação temporal, além do índice kappa associado à análise da matriz de confusão no processo de classificação das trajetórias.

A banda 5 (infravermelho médio) foi escolhida com base em Kennedy et al. (2007) e seu algoritmo *mpfit* (predecessor do *LandTrendr*), que apontou a importância desta faixa espectral para detecção de mudanças em floresta. O *Greenness* representa o verdor da vegetação, quanto maior a biomassa mais brilhante é o pixel, por isso, tem-se uma expectativa quanto ao seu desempenho. Já o NDVI, de acordo com Jensen (2007), é um índice consagrado em estudos de vegetação, pois além de ser sensível a mudanças no dossel florestal, a razão entre bandas proporciona uma redução de muitas formas de ruídos, como algumas variações topográficas e de iluminação solar, por exemplo. O NBR, de acordo com Cohen et al. (2010), aproveitam as vantagens entre a reflectância do infravermelho próximo e médio, sendo uma vantagem para mapear vegetações. Griffith et al. (2012) acrescentam que o NBR é um ótimo índice para detectar distúrbios em florestas temperadas. Já o *Wetness*, uma combinação linear de seis bandas espectrais *Landsat*, é um índice bem estabelecido nos estudos vegetacionais realizados por Cohen et al., (2010).

Para avaliar o desempenho destes descritores foram coletadas amostras (pelo menos 30 *pixels*) de três trajetórias evolutivas previamente conhecidas na paisagem. O objetivo é comparar as curvas destas trajetórias em todos os descritores. Para tal, foi gerado um gráfico para cada trajetória em cada descritor, com medidas estatísticas de tendência, acrescidas do valor máximo e mínimo dos conjuntos amostrais. Estas amostras também serviram de base para a definição dos parâmetros que definem os limiares de distúrbios e recuperações utilizados pelo algoritmo *labelfit*, que faz parte do *LandTrendr*, e executa o processo de classificação das trajetórias.

#### *Validação*

A avaliação do desempenho destes descritores será dividida em três etapas: (1) teste de *McNemar* (MCNEMAR, 1947), um teste estatístico normal padronizado não paramétrico

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

que avalia a significância estatística das diferenças entre duas classificações, baseando-se em matrizes de confusão com a distinção binária entre a alocação das classes corretamente ou incorretamente (FOODY, 2004). Neste teste, a hipótese inicial ou nula é de que todos os descritores são iguais, para tal, basta que o *p value* seja maior que 0.05. Caso este valor seja menor que 0.05, a hipótese alternativa é considerada, ou seja, os descritores são estatisticamente diferentes. (2) *plotbox* estatístico, um gráfico para cada trajetória em cada descritor, com a curva espectral temporal de mudanças conhecidas na paisagem acrescidas de medidas estatísticas de tendência, valor máximo e mínimo dos conjuntos amostrais; (3) índice *kappa* das classificações de trajetórias, associado à análise da matriz de confusão.

Para as avaliações 1 e 3 foi desenvolvida a chamada verdade de campo, uma classificação visual utilizando a própria série temporal, que detectou trajetórias de desmatamento e regeneração na área de estudo. Para a avaliação 2 foram coletadas amostras (pelo menos 30 pixels) de três trajetórias evolutivas previamente conhecidas na paisagem, a saber: desmatamento para pasto, queimada seguida de regeneração e área sem mudanças; com o objetivo de comparar as curvas destas trajetórias nos cinco descritores.

A construção da verdade se baseou na classificação visual de objetos gerados por segmentação multitemporal. Devido à confusão e ao esforço computacional de se utilizar todas as bandas espectrais no processo de segmentação, imagens mudanças das bandas 4 e 5 (no caso das imagens Oli as bandas 5 e 6 foram renomeadas para 4 e 5) de toda a série temporal foram utilizadas para a segmentação, configurando uma associação entre classificação baseada em pixels e em objetos, ou seja, uma detecção de mudanças híbrida, de acordo com Weckmüller e Vicens (2016).

Como imagem mudança foi utilizado o coeficiente de variação (CV), obtido através da divisão do desvio padrão pela média aritmética. O CV dá uma ideia de regularidade ou homogeneidade das amostras, pois mostra a variação entre as médias. Quando maior o CV de uma banda ao longo da série, maior a probabilidade de representar uma mudança na paisagem. Para facilitar a compreensão dos dados o CV foi multiplicado por 100,

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

passando a ser expresso por porcentagem. A Tabela 1 apresenta todos os parâmetros de segmentação e limiares utilizados para separar as áreas invariantes, das mudanças e falsas mudanças (erros por sombra topográfica, por exemplo). Estes parâmetros foram definidos baseados em amostras de trajetórias conhecidas na paisagem e seu comportamento no CV.

Tabela 1. Parâmetros de segmentação e limiares de mudanças utilizando o coeficiente de variação das bandas 4 e 5 ao longo de toda a série temporal.

Banda	Parâmetros Segmentação (escala/forma/compacidade)	Limiares do Coeficiente de Variação (%)		
		Invariante	Mudança	Falsa Mudança
4	10 / 0.2 / 0.8	< 14.5	entre 14.5 e 40	> 40
5	10 / 0.2 / 0.8	< 10	entre 10 e 34	> 34

Esta classificação gerada por detecção de mudanças híbrida serviu de insumo para o processo de detecção visual das trajetórias, chamado também de verdade. Foram selecionados os 100 maiores polígonos de desmatamento, regeneração e áreas invariantes. Nestes 300 polígonos foram extraídos os pontos centrais de cada um deles. Estes 300 pontos, representando a verdade, foram comparados com os resultados de cada descritor gerando 5 matrizes de confusão e 5 índices *kappa*.

Todas as combinações em pares possíveis entre os erros e acertos dos descritores em relação a verdade possibilitaram realizar o teste de *McNemar*, encontrando o qui quadrado ( $\chi^2$ ) e o *p value* entre os descritores, com o objetivo de observar se há diferença estatística entre eles. Estes testes foram realizados no *software R*.

O descritor que apresentar os melhores resultados estatísticos na descrição espectro-temporal das trajetórias será escolhido para o processo de segmentação temporal dos algoritmos *LandTrendr*.

## Resultados

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

Os cinco descritores foram comparados com a verdade com 100 pontos em cada uma das três classes agrupadas de trajetórias (desmatamentos, regenerações e invariantes). Os erros e acertos entre eles serviram de base para realizar o teste estatístico de *McNemar* (Tabela 2). Neste teste, o *Greenness* e o *Wetness* quando comparados tiveram um *p value* maior que 0.05 (0.25), ou seja, estatisticamente são iguais, não variando muito o resultado de um para o outro. Mesmo caso do NBR com o *Wetness*. Em todas as outras comparações foram encontradas significativas diferenças estatísticas (ou seja, *p value* menor que 0.05).

Tabela 2. Teste de McNemar entre os cruzamentos dos erros e acertos dos descritores.

<i>Combinações Descritores</i>	$\chi^2$	<i>p value</i>	<i>Hipótese</i>
B5 x <i>Greenness</i>	14,272	0,000158	Alternativa
B5 x NBR	44,853	2,12E-11	
B5 x NDVI	98,231	2,2E-16	
B5 x <i>Wetness</i>	23,753	1,1E-06	
<i>Greenness</i> x NBR	4,8981	0,02689	
<i>Greenness</i> x NDVI	44,893	2,08E-11	
<b><i>Greenness</i> x <i>Wetness</i></b>	<b>1,3203</b>	<b>0,2505</b>	<b>Nula</b>
NBR x NDVI	20,379	6,35E-06	Alternativa
<b>NBR x <i>Wetness</i></b>	<b>1,1571</b>	<b>0,2821</b>	<b>Nula</b>
NDVI x <i>Wetness</i>	27,771	1,37E-07	Alternativa

A escolha do melhor descritor depende do seu desempenho nos testes estatísticos e também em representar as curvas das trajetórias evolutivas. Analisando a área de estudo observaram-se seis trajetórias conhecidas, previamente citadas no capítulo anterior. Após a amostragem das mesmas, com pelo menos 30 pixels, as mesmas foram dispostas em gráficos com variáveis estatísticas (Figura 2).

Numa análise mais aprofundada destes gráficos, observa-se um predomínio do NDVI com os melhores resultados, ou seja, uma curva espectral temporal bem delimitada, com uma pequena caixa estatística utilizada no gráfico, que representa pouca variação

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

entre os valores das amostras, sendo o descritor mais sensível em detectar trajetórias importantes na paisagem, destacando-se o desmatamento. A Banda 5 ficou um pouco abaixo, mas também com um bom desempenho; e o *Greenness* foi o descritor com os piores resultados.

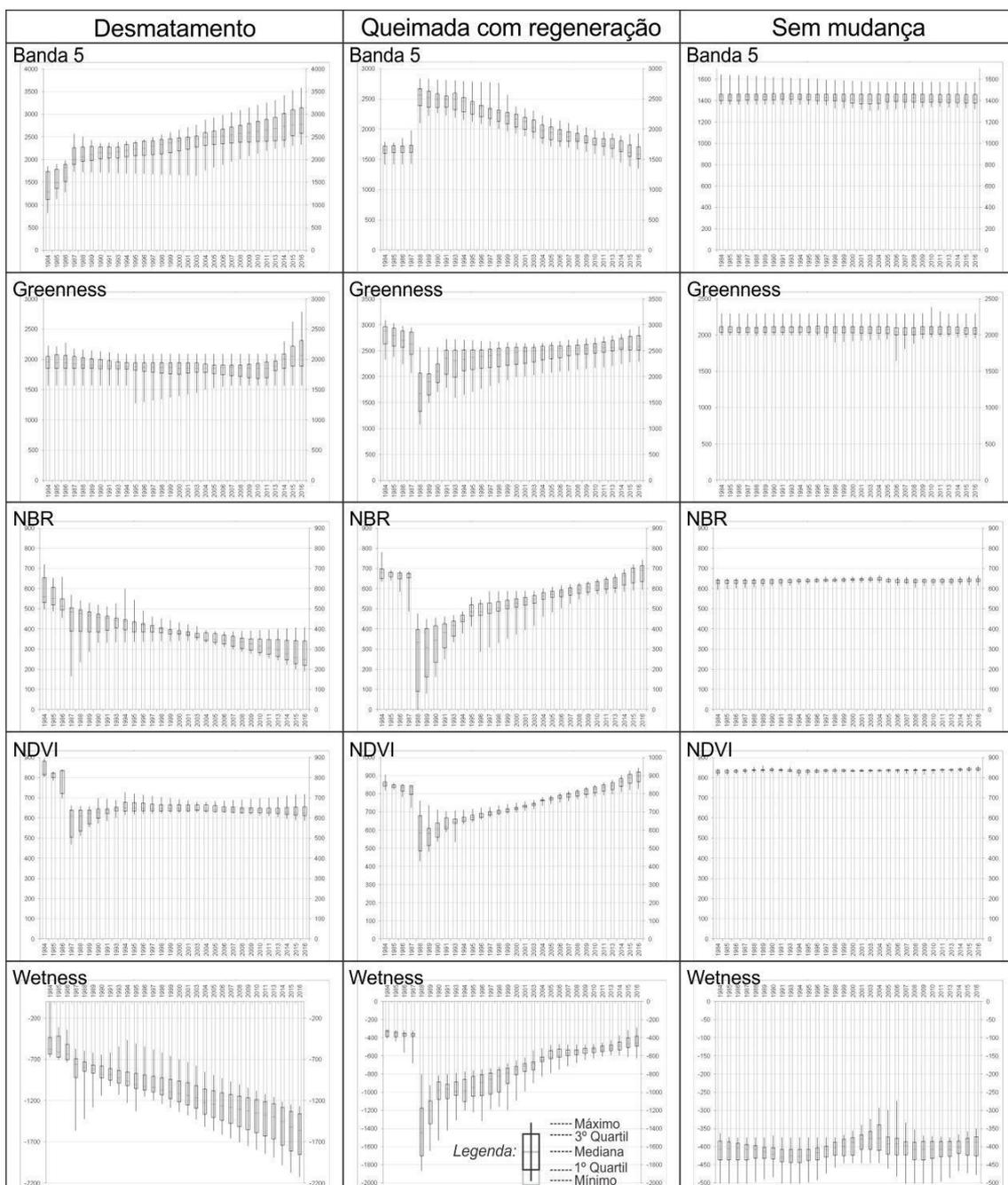


Figura 2. Gráficos com avaliação estatística das curvas das três trajetórias que foram amostradas na paisagem. No eixo y está o descritor (Banda 5, *Greenness*, NBR, NDVI e *Wetness*) e no eixo x as datas da série temporal.

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

Seguindo para a última etapa de validações, a comparação de cada descritor com a verdade deu origem a uma matriz de confusão que possibilitou calcular o índice *Kappa*. O NDVI também se sobressaiu nesta análise, tendo uma classificação considerada boa (0.57), de acordo com Landis e Koch (1977), comparando com classificações consideradas razoáveis dos descritores NBR (0.33), Wetness (0.31) e Greenness (0.21); e ruim do descritor Banda 5 (0.12). A Figura 3 ilustra um pouco a diferença de comportamento entre os descritores nos ganhos e perdas florestais.

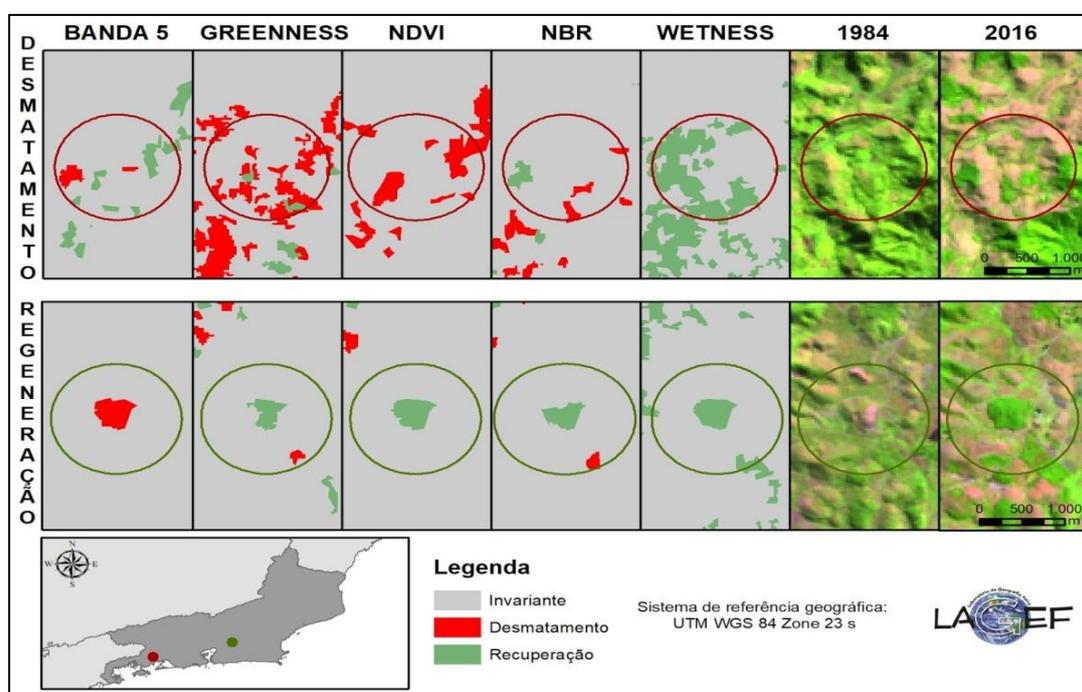


Figura 3. Comportamento dos descritores em áreas de perda e de ganho florestal.

Vale lembrar que os 100 pontos de cada grupo de trajetórias utilizados para validar os descritores foram os mesmos, não só com o objetivo de realizar o teste de *McNemar*, mas também melhor compará-los quanto aos seus erros. A Figura 4 apresenta as matrizes de confusão de cada um dos descritores, com seus respectivos erros de omissão, erros de comissão e as exatidões globais.

Quanto aos erros de omissão, ou seja, da classificação, o NDVI obteve a menor porcentagem na classe de desmatamento e na invariância de coberturas florestais. Já o

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

Wetness foi o descritor que obteve a menor taxa de omissão nas recuperações de floresta. O NBR obteve seu pior resultado de omissão nos desmatamentos, o que com certeza foi o responsável por diminuir seu *Kappa*. Já os outros três descritores obtiveram uma taxa de omissão maior que 50% nas classes de mudanças florestais.

Quanto aos erros de comissão, ou seja, do modelo, o NDVI obteve a menor porcentagem em todas as classes, com destaque para as mudanças permanentes, em que os erros de comissão foram menores que 5%. De todos os outros modelos, o descritor Banda 5 é aquele que precisa de mais ajuste nos parâmetros, pois errou mais de 70% nas classes de mudanças florestais.

BANDA 5						GREENNESS					
Classes	Desm	Recup	Invariante	Total	Omissão (%)	Classes	Desm	Recup	Invariante	Total	Omissão (%)
Desm	11	37	52	100	89	Desm	38	16	46	100	62
Recup	43	15	42	100	85	Recup	5	24	71	100	76
Invariante	1	2	97	100	3	Invariante	15	5	80	100	20
Soma Colunas	55	54	191	300		Soma Colunas	58	45	197	300	
Comissão (%)	80	72	49			Comissão (%)	34	47	59		
NBR						NDVI					
Classes	Desm	Recup	Invariante	Total	Omissão (%)	Classes	Desm	Recup	Invariante	Total	Omissão (%)
Desm	19	13	68	100	81	Desm	56	1	43	100	44
Recup	3	54	43	100	46	Recup	2	58	40	100	42
Invariante	4	3	93	100	7	Invariante	0	0	100	100	0
Soma Colunas	26	70	204	300		Soma Colunas	58	59	183	300	
Comissão (%)	27	23	54			Comissão (%)	3	2	45		
WETNESS						EXATIDÃO GLOBAL					
Classes	Desm	Recup	Invariante	Total	Omissão (%)	Banda 5) 41%		Greenness) 48%			
Desm	5	45	50	100	95	NBR) 56%		NDVI) 72%			
Recup	2	78	20	100	22	Wetness) 54%					
Invariante	0	22	78	100	22						
Soma Colunas	7	145	148	300							
Comissão (%)	29	46	47								

Figura 4. Matrizes de confusão dos cinco descritores utilizados em comparação com a verdade, com seus respectivos erros de omissão e comissão.

Desta maneira, o NDVI é o descritor escolhido para o processo de segmentação temporal do *LandTrendr*, por se apresentar como o mais sensível na representação das curvas espectrais temporais das trajetórias, com a melhor acurácia nas classes propostas.

### Considerações Finais

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

Os algoritmos *LandTrendr* se apresentaram como uma eficiente ferramenta para detecção e caracterização de eventos de perda e desenvolvimento de cobertura vegetal numa área de floresta tropical. Além do baixo custo e da automatização do processo de estudo de trajetórias evolutivas, o algoritmo se configurou como um importante instrumento para o planejamento ambiental, uma vez que gerou informações anuais de regeneração e supressão da vegetação.

O Teste de *McNemar* evidenciou a diferença estatística entre a maioria dos descritores. O índice *Kappa* associado à análise da matriz de confusão possibilitou entender a distribuição dos erros de omissão e comissão entre os descritores.

### Agradecimentos

Os autores agradecem ao Laboratório de Geografia Física (LAGEF), da Universidade Federal Fluminense (UFF); ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes), pelo apoio a esta pesquisa.

### Referências Bibliográficas

- BANSKOTA, A.; KAYASTHA, N.; FALKOWSKI, M.J.; WULDER, M.A.; FROESE, R.E.; WHITE, J.C. *Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review*. Canadian Journal of Remote Sensing, v. 40 n. 5, pp.362-384, 2014.
- CÂMARA, G.; MACIEL, A.; MAUS, V.; VINHAS, L.; SANCHEZ, A. *Using dynamic geospatial ontologies to support information extraction from big Earth observation data sets*. GIScience 2016 Conference, Montreal, Canada, 2016.
- 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.
- COHEN, W.B.; YANG, Z.; KENNEDY, R.E. *Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 2. TimeSync - Tools for calibration and validation*. Remote Sensing of Environment, v. 114, pp. 2911-2924, 2010.

*Weckmüller et al, Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr*

- 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.
- FOODY, G.M. *Thematic Map Comparison : Evaluating the Statistical Significance of Differences in Classification Accuracy*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, v. 70 n. 5, pp. 627-633, 2004.
- FRAGAL, E.H.; SILVA, T.S.F.; NOVO, E.M.L.M. *Reconstructing historical forest cover change in the Lower Amazon floodplains using the LandTrendr algorithm*. Acta Amazonica, v. 46, n. 1, pp. 13-24, 2016.
- GRIFFITHS, P; KUEMMERLE, T; KENNEDY, R.E; ABRUDAN, I.V; KNORN, J; HOSTERT, P. *Using annual time-series of Landsat images to assess the effects of forest restitution in post-socialist Romania*. Remote Sensing of Environment, v. 118, pp. 199-214, 2012.
- JENSEN, J.R. *Remote Sensing of Environment*. Upper Saddle River: Prentice Hall, 648 p, 2007.
- 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.
- KENNEDY, R.E.; COHEN, W.B.; SCHROEDER, T.A. *Trajectory-based change detection for automated characterization of forest disturbance dynamics*. Remote Sensing of Environment, v. 110, pp. 370-386, 2007.
- 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.
- KENNEDY, R.E.; YANG, Z.; COHEN, W.B.; PFAFF, E.; BRAATEN, J.; NELSON, P. *Spatial and temporal patterns of forest disturbance and regrowth within the area of the Northwest Forest*. Remote Sensing of Environment, v. 122, pp. 117-133, 2012.
- 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 n. 12, pp. 2365-2407, 2004.
- MAUS, V.; 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.
- MCNEMAR, Q. *Note on the sampling error the difference between correlated proportions or porcentages*. Psychometria, v. 12, n. 2, pp. 153-157, 1947.

WECKMÜLLER, R.; VICENS, R.S. *Método híbrido de detecção de mudanças: uma associação entre classificação baseada em objetos e baseada em pixels*. Revista Brasileira de Cartografia, v. 68 n. 05, p. 883-899, 2016.

WECKMÜLLER, R. *Trajetórias evolutivas das coberturas florestais do estado do Rio de Janeiro utilizando os algoritmos LandTrendr*. Disponível em: <https://goo.gl/9KuJnK>. POSGEO, Tese de Doutorado em Geografia, UFF. Niterói, RJ, 123 p., 2018.

**Data de Submissão: 02/11/2018**

**Data da Avaliação: 10/12/2018**