

Detecção de trajetórias de mudanças da cobertura florestal em análise de dados multitemporais na região sudoeste do Pará.

Mateus de Souza Macul¹, Danilo Avancini Rodrigues², Afonso Henrique Moraes Oliveira³, Camilo Daleles Rennó⁴ e Maria Isabel Sobral Escada⁵.

^{1, 2, 3, 4 e 5} Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, Av. dos Astronautas, 1758 - Jd. Da Granja, São José dos Campos – SP, Brasil, ¹macul.mateus@gmail.com, ²danilo.avancini@gmail.com, ³afonso.oliveira@inpe.br, ⁴camilo@dpi.inpe.br, ⁵isabel@dpi.inpe.br

RESUMO

A conversão da floresta em outras coberturas ocorre a partir de diferentes trajetórias, podendo envolver ou não processos de degradação florestal. Este trabalho explora o uso de dados de sensoriamento remoto e desenvolve uma metodologia para a detecção de diferentes trajetórias de mudança da cobertura florestal na Amazônia, com técnicas de mineração e análise de dados multitemporais em espaço celular. Foram utilizadas imagens anuais empilhadas de NDVI do sensor OLI/Landsat 8 no período entre 2013 e 2017. Analisaram-se seis diferentes trajetórias utilizando-se como referência dados do PRODES e DEGRAD produzidos pelo INPE. Os resultados foram avaliados e mostraram que a metodologia desenvolvida é eficiente para a detecção de diferentes trajetórias de conversão da cobertura florestal. A metodologia se revela promissora para a detecção e mapeamento de trajetórias de mudança da cobertura florestal, embora requeira um esforço grande na coleta de amostras multitemporais para a classificação de trajetórias.

Palavras-chave — Degradação Florestal, Novo Progresso, Amazônia, séries temporais.

ABSTRACT

The conversion of forest into other landcovers occurs through different trajectories, and may or may not involve processes of forest degradation. This work explores the use of remote sensing data and develops a methodology for the detection of different trajectories of forest cover change in the Amazon, with techniques of data mining and analysis of multitemporal data in cell space. Stacked annual NDVI images of the OLI / Landsat 8 sensor were used in the period between 2013 and 2017. Six different trajectories were analyzed using PRODES and DEGRAD data produced by INPE as reference. The results were evaluated and showed that the developed methodology is efficient for the detection of different paths of forest cover conversion. The methodology is promising for the detection and mapping of trajectories of forest landcover change, although it requires a great effort in the collection of multitemporal samples for the classification.

Key words — Forest Degradation, Amazon, time series.

1. INTRODUÇÃO

A ocupação da Amazônia ocorre a partir da conversão da floresta em outras coberturas da terra. Esta conversão segue diferentes trajetórias ao longo do tempo, podendo passar por

processos de degradação florestal ou ser convertida em curto intervalo de tempo para corte raso. Este processo leva a perda de biodiversidade, emissão de carbono, entre outros impactos aos ecossistemas naturais [1]. Estes impactos motivaram os dirigentes da Convenção-Quadro das Nações Unidas a reconhecer em 2007 que a exploração seletiva de madeira, em áreas não manejadas, e o fogo florestal como importantes fatores que contribuem para as emissões globais de carbono, introduzindo a degradação florestal no mecanismo de Redução de Emissão por Desmatamento e Degradação Florestal (REDD) [2].

A degradação florestal pode ser definida como redução gradual da cobertura arbórea devido ao fogo florestal e/ou ao corte seletivo de madeira. O desmatamento, por sua vez, pode ser definido como remoção total da cobertura arbórea por corte raso [3], [4]. A detecção da degradação florestal por meio de dados de sensoriamento remoto é mais complexa que a detecção por corte raso e apresenta diversos desafios. Essa complexidade se deve à natureza gradual deste processo, exigindo o uso de abordagens temporais e espaciais na identificação de áreas em degradação por meio de produtos de sensoriamento remoto e técnicas de processamento de imagens [5].

O surgimento de novas abordagens para análise de dados espaço-temporais tem sido influenciado pela rápida transformação tecnológica atual. Em particular, os dados provenientes de sensores remotos geram grandes volumes de dados espaço-temporais ricos em informações que apresentam um enorme potencial para avançar no monitoramento e na detecção da mudança de cobertura de terra [6].

Diante desse contexto, o objetivo do presente estudo é desenvolver uma metodologia para detectar trajetórias de conversão da floresta envolvendo etapas de degradação florestal e/ou o corte raso com dados orbitais multitemporais e técnicas de mineração de dados para o período de 2013 a 2017 em uma região no sudoeste do Pará. Para tanto, este trabalho procura explorar técnicas de mineração de dados, utilizando uma sequência temporal de imagens de índice de vegetação NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) para gerar uma árvore de decisão e detectar diferentes trajetórias no mapeamento de uma região localizada no Sudoeste do Pará.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

A área de estudo compreende a cena 227/65 do Landsat, principalmente a região do município de Novo Progresso e uma parcela do município de Altamira, localizados na região Sudoeste do estado do Pará, Brasil (Figura 1). A vegetação natural da área é predominantemente floresta Ombrófila Densa. O clima é quente e úmido, com precipitações anuais variando de 1800 a 2800 mm. As estações são definidas como chuvosas (janeiro a julho) e secas (agosto a dezembro). A área ainda está bem conservada, com terras indígenas e unidades de conservação cobrindo cerca de 70% da área. Entretanto, essa região está sob a influência da rodovia BR-163 (Cuiabá-Santarém), que liga os estados Pará e Mato Grosso, e Novo progresso aparece entre os 10 municípios com mais área desmatada, apresentando 38.183 km² com corte raso até 2017 [7].

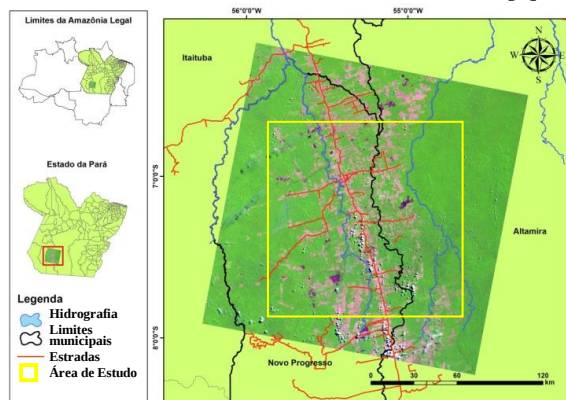


Figura 1 Área de Estudo

Neste trabalho foram utilizados os dados de NDVI com resolução de 30 metros adquiridos diretamente da USGS (*United States Geological Survey*). A série temporal contou com 5 datas diferentes correspondentes aos anos entre 2013 a 2017 do sensor OLI (Landsat 8). A data da aquisição de dados é mostrada na Tabela 1. Todos os dados são referentes a estação de seca em que as atividades de desmatamento são mais intensas e não há cobertura de nuvens.

Tabela 1. Código e data dos produtos utilizados	
Código do produto	Data
LC082270652013082401T1	24 Aug 2013
LC082270652014091201T1	12 Sep 2014
LC082270652015072601T1	26 Jul 2015
LC082270652016073101T1	31 Jul 2016
LC082270652017080301T1	03 Aug 2017

Os dados foram organizados de forma sequencial no tempo formando um “cubo de dados”, com dimensões espaciais e temporais. A área de estudo foi subdividida em espaço celular de 1 x 1 km (157 x 137 células, ao todo 21,509 células), o qual foi utilizado para extrair 21 atributos diferentes de cada camada de informação, associados ao espaço celular. Os atributos são referentes aos pixels contidos no espaço celular, das imagens de cada ano, que são medidas de tendência central como média, mediana e moda, medidas de variabilidade dos valores como desvio padrão, coeficiente de variação, variância, entropia,

dissimilaridade, energia¹, homogeneidade, e medidas sobre a distribuição dos dados como curtose, assimetria, máximo, mínimo, número de modas, somatória, amplitude, entre outros atributos [8].

A extração dos atributos para o espaço celular foi processada utilizando o aplicativo GeoDMA 2.0 para o TerraView 5.3.3. Esta ferramenta contém o algoritmo C5.0 para mineração de dados, que resulta em uma árvore de decisão para realizar a classificação com base nos atributos [8]. A mineração é realizada a partir de amostras de cada classe selecionadas pelo usuário. No processo da criação da árvore de decisão e da classificação, o programa utiliza 2/3 das amostras de cada classe para realizar a mineração e o restante é utilizado para a validação do mapeamento. A Figura 2 traz o esquema geral da metodologia.

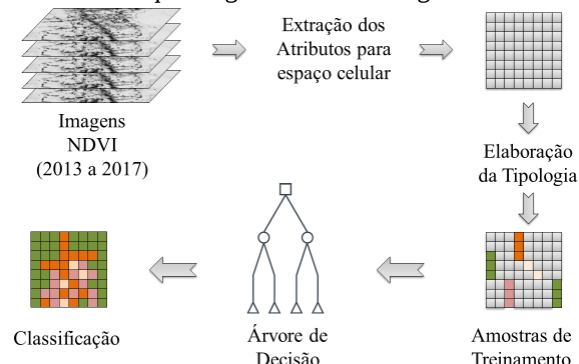


Figura 2. Diagrama esquemático da metodologia

Antes de coletar as amostras de treinamento, estabeleceu-se a tipologia para as diferentes classes das trajetórias encontradas na região. As classes das trajetórias, a descrição das tipologias e a quantidade de amostras coletadas estão apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2: Trajetórias e tipologias utilizadas no mapeamento

Trajetoória	Tipologia	Número de Amostras
Floresta-Degradação-Corte raso	Áreas inicialmente com floresta onde foi mapeada degradação e posteriormente convertidas em corte raso	51
Floresta-Corte raso	Áreas com floresta que foram convertidas em corte raso sem apresentar degradação	56
Floresta	Áreas que apresentaram floresta de 2013 a 2017	703
Floresta-Degradação	Áreas com floresta que apresentaram degradação em algum momento entre 2013 e 2017	55
Corte raso	Áreas que apresentaram corte raso em entre 2013 e 2017	81
Hidrografia	Áreas mapeadas como hidrografia entre 2013 e 2017	40

¹ Energia é uma estatística para medir características de texturas. Quanto maior seu valor, mais homogênea é a imagem.

Os dados do PRODES e DEGRAD para o período até 2017, do sistema de monitoramento da Amazônia do Instituto Nacional de Pesquisa Espaciais (INPE), foram utilizados como referência para a escolha das amostras. O PRODES apresenta dados sobre o desmatamento anual e o DEGRAD mapeia as áreas com degradação florestal em cada ano. Ambos os dados são elaborados com base em imagens Landsat do sensor OLI com resolução espacial de 30 m e mapeamento com área mínima de 6,25 ha [3].

Para analisar os resultados obtidos, utilizou-se a matriz de confusão, elaborada com parte das amostras designadas pelo usuário na validação.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A árvore de decisão gerada pode ser observada na Figura 3 e não considerou todos os atributos extraídos. As medidas de tendência central utilizadas foram a média 2017, moda 2013 e mediana 2016. As medidas de variação foram a entropia 2016, desvio padrão 2017, coeficiente de variação 2016 e energia 2014. As medidas de distribuição dos dados foram valor mínimo 2015, assimetria 2017, 2013, amplitude 2015, curtose 2017 e somatória 2013. A árvore de decisão utilizou informação de todos os anos para chegar nas classes. A *hidrografia* é classificada logo no início da árvore provavelmente por ser constante ao longo do tempo. Para se chegar na classe *floresta*, a árvore utiliza a média de 2017, isso ocorre, porque a floresta foi mantida em todo o período, sendo detectada obrigatoriamente no ano mais recente. Áreas que sofreram o corte raso antes do período de estudo estão associadas a atributos do ano de 2013, o que é esperado uma vez que o corte raso se manteve ao longo de todo o período de estudo. As trajetórias de *floresta-corte raso*, *floresta-degradação-corte raso* e *floresta-degradação* são separadas em diversos ramos da árvore a partir de diferentes atributos o que mostra a complexidade para detectar essas trajetórias.

O resultado da classificação dos dados multitemporais por meio da mineração de dados está apresentado na

Figura 4 e na Tabela 3. A trajetória *floresta* é a mais predominante, como esperado, devido a grande cobertura florestal na região. A área desmatada é considerável, com a trajetória de corte raso correspondendo 13,53% das células, como apontado pelos dados do PRODES [7]. A trajetória *floresta-corte raso* não é muito expressiva, mostrando que boa parte da conversão passou pela degradação.

Tabela 3. Células classificadas em cada trajetória

Trajetoária	n° células	%
Floresta	13156	61,2%
Floresta-Degradação-Corte raso	2380	11,1%
Floresta-Corte raso	683	3,2%
Floresta-Degradação	1970	9,2%
Corte raso	2910	13,5%
Hidrografia	410	1,9%

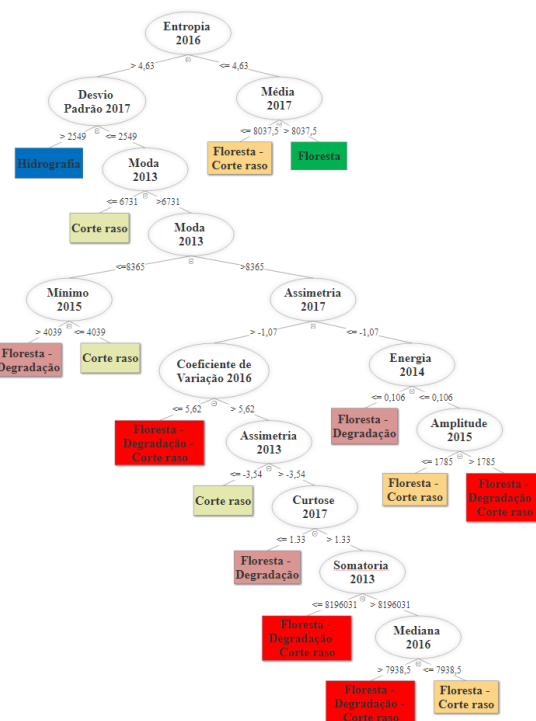


Figura 3. Árvore de decisão utilizada na classificação

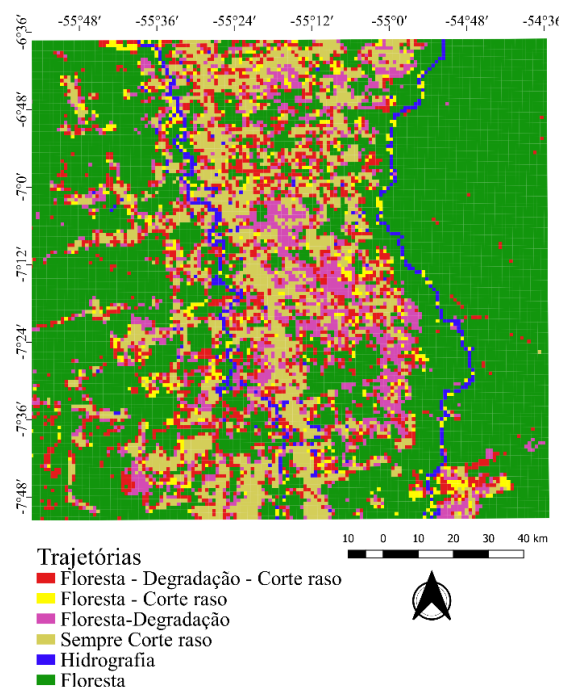


Figura 4. Mapa resultante da classificação das células a partir da árvore de decisão gerada.

Os resultados corroboram ao que Pinheiro e colaboradores encontram na região (2016). Em 11% das células ocorreu a transição de *floresta-degradação-corte raso* no período de 5 anos, com curta duração da degradação florestal. Algumas áreas passaram pela degradação, mas não foram convertidas em corte raso (9%) no período de tempo

analisado, o que pode ser em decorrência de fogo florestal ou abandono das áreas exploradas [9]. A conversão da floresta diretamente para corte raso aparece em poucas proporções e em sua maioria às margens de áreas já abertas, provavelmente devido à expansão de áreas agropecuárias.

A matriz de confusão apresentada na Tabela 4 mostra 94% de exatidão total. Este alto valor se deve principalmente ao elevado número utilizado de amostras da classe floresta. Apesar disso, é possível observar que a classe que apresentou maiores erros é a trajetória de *floresta-degradação-corte raso*, com acerto de 60% na classificação. Esta classe é confundida com as outras trajetórias de *floresta-corte raso* e *floresta-degradação* na

classificação o que pode significar que a classificação superestima essas trajetórias em detrimento da trajetória *floresta-degradação-corte raso*.

Estes resultados apresentam tais limitações devido à amostragem empregada. Por se tratarem de trajetórias no tempo, a amostragem manual e visual torna a tarefa mais complexa e pouco eficiente. A árvore de decisão resultante da mineração dos dados e a validação podem produzir resultados melhores se utilizado maior número de amostras. Entretanto, o resultado obtido indica que a metodologia empregada pode ser eficiente para a detecção das trajetórias de interesse.

Tabela 4. Matriz de confusão da avaliação pelas amostras de validação.

		Classificação						Total	Omissão
		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)		
Amostras de validação	Floresta-Degradação-Corte raso (a):	9	4	2	2		1	18	50,0%
	Floresta-Corte raso (b):	5	12	1	1	1		20	40,0%
	Floresta-Degradação (c):		1	11	1		1	14	21,4%
	Corte raso (d):	1		1	23			25	8,0%
	Hidrografia (e):					19		19	0,0%
	Floresta (f):						257	257	0,0%
Total		15	17	15	27	20	259	353	
Comissão		40,0%	29,4%	26,7%	14,8%	5,0%	0,8%	Ext. Global:	93,8%

5. CONCLUSÕES

Apesar de não utilizar atributos temporais, a técnica empregada foi capaz de identificar trajetórias na área de estudo. O método se apresenta promissor para estudar trajetórias em dados multitemporais em que camadas de informações que representam diferentes momentos no tempo no espaço celular. A mineração dos atributos gerou uma árvore de decisão que permitiu identificar as diferentes trajetórias na área de estudo. A classificação se mostrou limitada devido ao método de amostragem. A seleção das amostras para representar cada trajetória de dados multitemporais se torna complexa quanto maior for o período de estudo. Para estudos futuros, a mineração de dados pode ser feita a partir da extração de métricas temporais e com um maior conjunto amostral.

6. REFERÊNCIAS

- [1] J. Barlow, G. D. Lennox, J. Ferreira, E. Berenguer, A. C. Lees, R. Mac Nally, J. R. Thomson, S. Frosini De Barros Ferraz, J. Louzada, V. Hugo, F. Oliveira, L. Parry, R. Ribeiro De Castro Solar, I. C. G. Vieira, L. E. O. C. Aragão, R. A. Begotti, R. F. Braga, T. M. Cardoso, R. Cosme De Oliveira, C. M. Souza, N. G. Moura, S. S. Nunes, J. V. Siqueira, R. Pardini, J. M. Silveira, F. Z. Vaz-De-Mello, R. Carlo, S. Veiga, A. Venturieri, and T. A. Gardner, "Anthropogenic disturbance in tropical forests can double biodiversity loss from deforestation," *Nature*, vol. 535, 2016.
- [2] Y. E. Shimabukuro, R. Beuchle, R. C. Grecchi, and F. Achard, "Remote Sensing Letters Assessment of forest degradation in Brazilian Amazon due to selective logging and fires using time series of fraction images derived from Landsat ETM+ images," 2014.
- [3] INPE, "Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia por

satélites: sistemas PRODES, DETER, DEGRAD e Queimadas 2007-2008," *Ministério da Ciência e Tecnol.*, p. 47, 2008.

[4] G. Camara, D. de M. Valeriano, and J. V. Soares, "Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal," São José dos Campos, 2013.

[5] E. F. Lambin, "Monitoring forest degradation in tropical regions by remote sensing: some methodological issues," *Glob. Ecol. Biogeogr.*, vol. 8, no. 3-4, pp. 191-198, 1999.

[6] S. Boriah, V. Mithal, A. Garg, V. Kumar, M. Steinbach, C. Potter, and S. Klooster, "A Comparative Study of Algorithms for Land Cover Change," *Conf. Intell. Data Underst.*, pp. 175-187, 2010.

[7] Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), "PROJETO PRODES DIGITAL: mapeamento do desmatamento da Amazônia com Imagens de Satélite," 2017. [Online]. Available: <http://www.dpi.inpe.br/prodesdigital/prodesmunicipal.php>. [Accessados em: 20-Ago-2018].

[8] Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), "GeoDMA-Wiki da Divisão de Processamento de Imagens - DPI/OBT/INPE." [Online]. Available: <http://wiki.dpi.inpe.br/doku.php?id=geodma>. [Accessado em: 20-Ago-2017].

[9] T. F. Pinheiro, M. I. S. Escada, D. M. Valeriano, P. Hostert, F. Gollnow, and H. Müller, "Forest degradation associated with logging frontier expansion in the Amazon: The BR-163 region in southwestern Pará, Brazil," *Earth Interact.*, vol. 20, no. 17, 2016.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.