

USO DE SÉRIES TEMPORAIS DE IMAGENS DO SATÉLITE GOES-16 PARA DETECÇÃO DE QUEIMADAS NAS ÁREAS CANAVIEIRAS DE SÃO PAULO

Wesley Ricardo da Silva Satelis¹, Renata Ribeiro do Valle Gonçalves², Jurandir Zullo Junior³ e Guilherme Vieira Nunes Ludwig⁴

¹Instituto de Matemática Estatística e Ciência da Computação (IMECC)/Unicamp, Rua Sérgio Buarque de Holanda, Cidade Universitária, Campinas, SP e wesleysatelis@gmail.com, ²Centro de Pesquisas Meteorológicas e Climatológicas Aplicadas a Agricultura (Cepagri)/Unicamp, Av. André Toselo, Cidade Universitária, Campinas, SP e renata@cpa.unicamp.br, ³Centro de Pesquisas Meteorológicas e Climatológicas Aplicadas a Agricultura (Cepagri)/Unicamp, Av. André Toselo, Cidade Universitária, Campinas, SP e jurandir@cpa.unicamp.br; e ⁴Instituto de Matemática Estatística e Ciência da Computação (IMECC)/Unicamp, Rua Sérgio Buarque de Holanda, Cidade Universitária, Campinas, SP e gvludwig@ime.unicamp.br

RESUMO

Com o objetivo de propor um método de detecção de queimadas em regiões de cultivo de cana-de-açúcar em São Paulo a partir da análise de séries temporais de imagens de satélites meteorológicos GOES. Foram empregados métodos de extração de sinal nas séries para remover efeitos atmosféricos, e métodos de detecção de pontos de mudança que discriminam intervalos de momentos em que são observadas mudanças em propriedades estatísticas. Os métodos de detecção de pontos de mudança empregados são computacionalmente baratos e foram empregados em séries do interior de São Paulo no ano de 2019 de áreas de cultivo de cana-de-açúcar onde foram detectadas queimas de vegetação. Por fim, os resultados mostraram-se satisfatórios quanto à detecção de mudanças causados por queima de vegetação e apontam para a proposta de um método sólido de detecção com aplicação direta em imagens de satélites meteorológicos, de baixa resolução espacial, alta resolução temporal e baixo custo.

Palavras-chave – séries temporais, imagens de satélites, GOES-16, pontos de mudança, fogo, cana-de-açúcar.

ABSTRACT

In order to propose a method for burning detection in sugarcane growing regions in São Paulo through time series of GOES meteorological satellites. Methods for signal extraction of time series were used to remove the effects of atmospheric conditions, and methods for changepoint detection that discriminate time intervals of moments where are observed changes in statistical properties. A series of sugarcane growing areas where it is known that there was burning of vegetation, comprising the year 2019, were studied employing accurate changepoint detection methods considered computationally cheap. Finally, the results proved to be satisfactory in terms of detecting changes caused by the burning vegetation and point to the proposal of a reliable detection method with direct application in meteorological satellite images with low spatial resolution, high temporal resolution, and low cost.

Key words – satellite images time series, GOES-16, changepoint detection, fire, sugarcane.

1. INTRODUÇÃO

A cultura da cana-de-açúcar possui função cada vez mais estratégica na economia do país devido ao interesse em conciliar preocupações relacionadas ao meio ambiente e à utilização de combustíveis fósseis, que considera o balanço do lançamento de carbono na atmosfera e suas contribuições no aquecimento global.

Com propósito de reduzir a emissão de gases de efeito estufa (GEEs) na atmosfera, vem ocorrendo a eliminação de emprego do fogo para despalha da cana-de-açúcar, nas lavouras do estado de São Paulo. O índice de colheita mecanizada saiu de 62,7%, na safra 2010/11, para 97,6% na safra 2022/23 [1]. A mecanização da colheita sem queima prévia evita a emissão de gases de efeito estufa e beneficia o solo, pois deixa sobre ele a palha que antes era queimada e o protege contra erosão, além de contribuir para o aumento de fertilidade e teor de matéria orgânica [2].

O mapeamento e monitoramento das lavouras de cana-de-açúcar, com e sem queima prévia da palha, torna-se importante para avaliar a eficácia do protocolo de intenções assinado em junho de 2007 pela Secretaria do Meio Ambiente do Estado de São Paulo (SMA-SP) e a União da Indústria de Cana-de-Açúcar (UNICA) [3]. Essas ações governamentais para reduzir as emissões devido à queima da palha da cana-de-açúcar estão se tornando efetivas, pois estas queimadas estão diminuindo apesar da expansão dessa cultura agrícola [4].

Técnicas de análise espacial de imagens de satélites são essenciais para o mapeamento e monitoramento da colheita da cana-de-açúcar com queima da palha [5] e [6], e para estimativas precisas das áreas de cana-de-açúcar para fins de estatísticas agrícolas empregadas no monitoramento da expansão da cultura no país [7].

O uso de séries temporais de imagens de satélites, como AVHRR/NOAA e GOES-16, embora sejam provenientes de sistemas orbitais destinados a fins meteorológicos, é eficiente no auxílio da avaliação de características importantes do cultivo da cana-de-açúcar. Elas também são relevantes na proposição de soluções inovadoras e tecnologicamente viáveis para auxiliar o monitoramento e previsão de safras nacionais, a partir do acompanhamento regional de grandes áreas agrícolas [8], [9] e [10].

Nesse contexto, o objetivo deste trabalho foi desenvolver um método de detecção de queimadas em regiões de cultivo de cana-de-açúcar em São Paulo a partir da análise de séries

temporais de imagens do satélite meteorológico GOES-16.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Índice de Queima Normalizada

A cobertura espectral do GOES-16 abrange 16 bandas, com comprimentos de onda nas faixas do visível e infravermelho próximo, médio e termal. Neste trabalho, as bandas foram denotadas pela letra grega ρ .

O Índice de Queima Normalizada (NBR) [11] foi utilizado para avaliação de áreas de queimadas, uma vez que ele evidencia marcas em áreas de vegetação, ou seja áreas de vegetação onde houve queima de biomassa. O NBR é calculado por

$$NBR = \frac{\rho_{III} - \rho_{VI}}{\rho_{III} + \rho_{VI}}, \quad (1)$$

em que ρ_{VI} é o fator de refletância no infravermelho de ondas curtas (Banda 6 - 2,24 μ m) e ρ_{III} é o fator de refletância no infravermelho próximo, (Banda 3 - 0,86 μ m). Os valores do NBR variam entre -1,0 e 1,0, sendo que valores negativos ou próximos a zero correspondem a áreas com vegetação queimada.

2.2. Extração de dados e georeferenciamento

O Centro de Pesquisas Meteorológicas e Climáticas Aplicadas a Agricultura (CEPAGRI) possui um sistema de recepção e processamento de imagens do satélite meteorológico GOES-16. Foram utilizadas imagens de 2019 disponíveis no banco de imagens do Cepagri. Os cálculos foram feitos diretamente com códigos implementados na linguagem de computação estatística R.

As áreas de cana-de-açúcar selecionadas provêm de um estudo feito por [3] do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), que também teve o objetivo de monitorar o cumprimento do protocolo ambiental no cultivo de cana-de-açúcar no estado de São Paulo. Além destas, foram extraídas localizações de focos de incêndio reportadas pelo programa de monitoramento de queimadas, também desenvolvido pelo INPE [12], selecionando municípios com grandes áreas plantadas de cana-de-açúcar. Este conjunto de dados foi denominado conjunto de testes e está discriminado na Tabela 1.

Instante da queima	Latitude ; Longitude	Município
17-out 00:43	-22,72 ; -47,78	Piracicaba
25-out 21:43	-22,68 ; -47,34	Limeira
12-ago 00:03	-21,42 ; -47,75	Sao Simao
11-ago 18:33	-21,14 ; -48,19	Jaboticabal
10-set 01:43	-20,78 ; -49,45	Sao Jose do Rio Preto
18-set 22:33	-22,70 ; -49,22	Agudos
09-set 02:43	-21,22 ; -47,73	Ribeirao Preto
17-ago 20:03	-21,12 ; -48,15	Sertaozinho

Tabela 1: Conjunto de testes utilizado na construção do modelo de detecção de queimadas. Todos os momentos de queima ocorreram em 2019.

2.3. Redução de efeitos atmosféricos

Técnicas de redução de efeitos atmosféricos foram consideradas neste trabalho como métodos de processamento de sinais em séries temporais de imagens e objetivaram minimizar ruídos causados por fatores externos, como contaminações por nuvens, ângulos de luz solar, efeitos de sombra, efeitos de aerosol e vapor de água e refletância direcional.

O procedimento de Composição de Máximo Valor (MVC) [13] avalia valores em intervalos de tempo predeterminados e mantém os pixels com maior valor. Por fim, tem-se uma imagem resultante da combinação dos valores máximos de todas as imagens na janela de tempo fixada. Neste trabalho, essa técnica foi aplicada às séries temporais com observações entre 9h-11h e 13h-15h UTC-3 de cada dia. A escolha dos intervalos se dá pelo fato da qualidade do resultado depender fortemente da quantidade de ruído presente no intervalo e ambos os índices apresentaram menor contaminação em horários ao redor do meio-dia. Vale ressaltar que esta técnica diminui consideravelmente a resolução temporal dos dados, indo de uma observação a cada 10 minutos para duas observações por dia e, conseqüentemente, reduz a possibilidade de detectar mudanças de curto prazo.

Visando manter a resolução temporal, foi aplicado um filtro de mediana adaptativo [14], em que o tamanho da janela é adaptado para os dados da janela atual por um teste de ajuste do sinal estimado mais recente, mantendo a mediana de cada janela móvel.

O filtro é construído localmente com base no modelo

$$Y_t = Y_{t-j} + (t-j)\beta + \epsilon_j, \quad j = 1, 2, \dots, n_t, \quad (2)$$

isto é, em que as últimas n_t observações em um instante de tempo arbitrário t são incrementos lineares de β unidades sobre valores anteriores, para cada uma unidade de tempo.

Seja uma série definida em Y_1, Y_2, \dots, Y_t . No t -ésimo instante, queremos encontrar o valor filtrado em Y_t dado por Y_t^* . Para um n_t , os dados que irão compor o valor filtrado são $Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-n_t+1}$. Obtemos o estimador $\hat{\beta} = Med_j\{Y_{t-j}, Y_{t-j-1}\}$, o incremento mediano sobre Y por uma unidade de tempo, para a janela de n_t observações. Assumimos que, dentro da janela, a série está incrementando β unidades por uma unidade de tempo e $\hat{\beta}$ é um estimador robusto de β .

Como a série assume um efeito linear local, a mediana dos incrementos lineares das últimas n_t observações é uma previsão robusta do sinal de $Y_t, Y_t^* = Med_j\{Y_{t-j-1} + (n-j)\beta\}$. A escolha de n_t é adaptativa [14].

A técnica foi aplicada utilizando o pacote *robfilter* [15], e foi comparada ao MVC.

2.4. Pontos de mudança

A identificação de pontos de mudança nas séries temporais NBR tem o objetivo específico de discriminar intervalos em que ocorrem mudanças nas propriedades estatísticas, μ e σ , causadas pela queima prévia da palha de cana-de-açúcar.

Seja $\{Y_{1,t}\}$ a série correspondente a um pixel do conjunto de testes. Um ponto de mudança ocorre quando existe um tempo $t_\tau \in \{0, \dots, t-1\}$ em que as propriedades estatísticas

de $\{y_{1,0}, \dots, y_{1,\tau}\}$ e $\{y_{1,\tau+1}, \dots, y_{1,t}\}$ se diferem de alguma forma. A detecção de um ponto de mudança pode ser encarada como um teste de hipóteses. A hipótese nula, H_0 , corresponde a nenhum ponto de mudança ($m = 0$) e a hipótese alternativa, H_1 , a um ponto de mudança ($m = 1$). Se rejeitamos a hipótese nula, o conjunto de dados é segmentado no ponto de mudança, e iteramos o procedimento, corrigindo os testes para evitar descobertas falsas.

A estatística associada ao teste de hipóteses proposto é de razão de verossimilhanças e faz uso da função de log-verossimilhança sob ambas hipóteses, H_0 e H_1 . Sob a hipótese alternativa, considere um modelo com um ponto de mudança em t_τ , em que $t_\tau \in 1, 2, \dots, n - 1$. Assim, a função de log-verossimilhança é dada por,

$$ML(\tau_1) = \log p(y_{1:\tau_1} | \hat{\theta}_1) + \log p(y_{(\tau_1+1):n} | \hat{\theta}_2). \quad (3)$$

Levando em conta a natureza discreta da localização de pontos de mudança, o valor log-verossimilhança sob a hipótese alternativa é simplesmente $\max_{\tau_1} ML(\tau_1)$, em que o valor máximo é tomado sobre todos os pontos de mudança possíveis. Assim, a estatística do teste é,

$$\lambda = 2 \left[\max_{\tau_1} ML(\tau_1) - \log p(y_{1:n} | \hat{\theta}) \right]. \quad (4)$$

O teste envolve a escolha de um limite, c , tal que a hipótese nula é rejeitada se $\lambda > c$. Se rejeitamos a hipótese nula, ou seja, detectamos um ponto de mudança, então estimamos sua posição como $\hat{\tau}_1$.

O interesse principal é identificar quantos pontos de mudança foram observados no histórico (m), em quais momentos (t_1, t_2, \dots, t_m) e qual a mudança resultante ($\alpha_1, \dots, \alpha_m$) [16]. A abordagem mais comum na detecção de múltiplos pontos de mudança na literatura é minimizando,

$$\sum_{i=1}^{m+1} [\mathcal{C}(y_{(\tau_{i-1}+1):\tau_i})] + \beta f(m), \quad (5)$$

em que, \mathcal{C} é a função de custo para um segmento, por exemplo a função de log-verossimilhança, e $\beta f(m)$ uma função penalidade para prevenir sobreajustes, uma versão para múltiplos pontos de mudança do limite c citado anteriormente. Na prática, a escolha mais comum é uma função que seja linear no número de pontos de mudança, isto é, $\beta f(m) = \beta m$. Temos como exemplos comuns as penalidades *Akaike's information criterion* (AIC), em que $\beta = 2p$ e *Bayesian information criterion* (BIC), em que $\beta = p \log(n)$ com p sendo o número de parâmetros adicionais introduzidos pela adição de um ponto de mudança.

O método de busca de pontos de mudança aplicado foi o de segmentação binária [17]. Em suma, a segmentação binária torna qualquer método para um ponto de mudança em um de múltiplos pontos, repetindo-se iterativamente em diferentes subconjuntos da série.

Foram estimados pontos de mudança em média, μ , e variância, σ^2 , conjuntamente e apesar de terem sido estimadas mudanças em variância, estas serão referidas no decorrer do trabalho na forma de desvio padrão $\sqrt{\sigma^2}$ e denotadas por σ .

3. RESULTADOS

O índice de queima normalizada calculado para o estado de São Paulo está representado na Figura 1. Todas as imagens recebidas passaram pelo mesmo procedimento, possibilitando a obtenção das séries de qualquer pixel contido nas imagens.

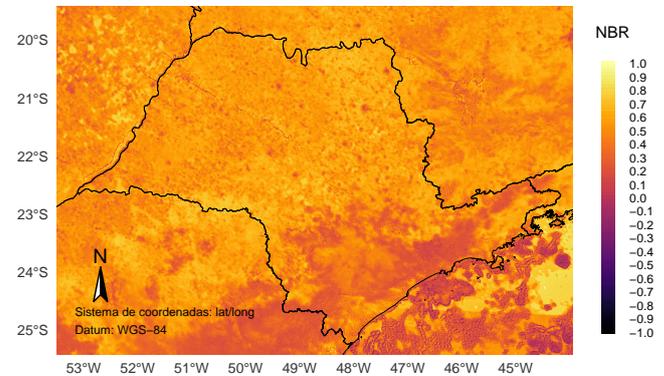


Figura 1: Índice de Queima Normalizada (NBR), georeferenciado pelas fronteiras do estado de São Paulo. Imagem de abril de 2019 às 13:00 UTC-3.

Nas Figuras 2 e 3, as linhas pretas mostram os resultados das reduções de ruídos pelos métodos de composição de valor máximo e pelo filtro de mediana com janela móvel adaptativa, respectivamente. Como esperado, ambos estão dentro do intervalo teórico de (-1,0 e 1,0).

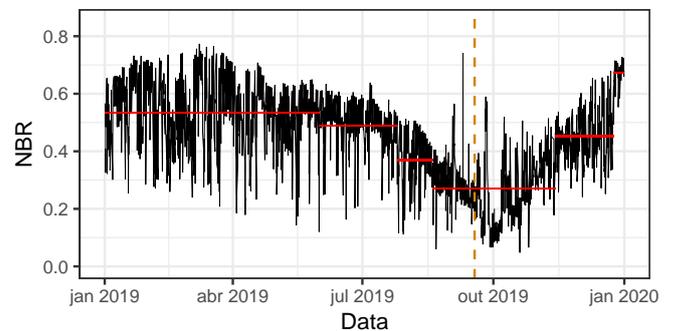


Figura 2: Em vermelho, segmentos de mudança em média e desvio padrão detectados na série resultante da composição por valor máximo (MVC) de um pixel pertencente ao conjunto de testes do município de Sertãozinho.

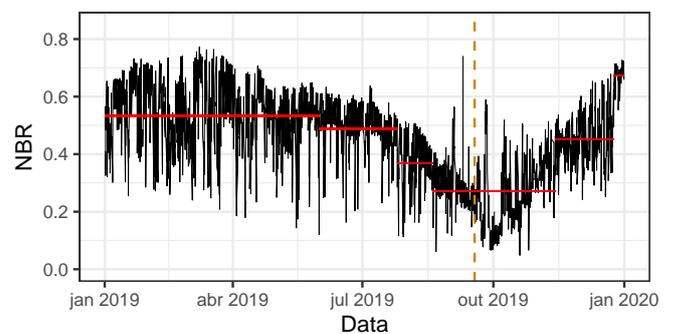


Figura 3: Em vermelho, segmentos de mudança em média e desvio padrão detectados na série resultante do filtro por mediana de um pixel pertencente ao conjunto de testes do município de Sertãozinho.

A fidelidade do método de redução de ruído pelo filtro de mediana mostrou-se eficiente, uma vez que se assemelha ao método mais fiel, de composição por valor máximo, cumprindo com o objetivo de manter a resolução temporal original dos dados sem perda de fidelidade.

Os segmentos em vermelho nas Figuras 2 e 3 representam os intervalos em que as médias e desvios padrões se diferem, ou seja, intervalos dos pontos de mudança detectados. A linha tracejada em laranja é o momento em que a queima foi detectada pelo sistema de monitoramento de queimadas do INPE.

Na Tabela 2, estão as estimativas das médias e desvios padrões, para cada segmento de mudança das séries resultantes do filtro de mediana móvel, bem como as datas e horários em que os pontos de mudança foram detectadas.

Início da mudança	Fim da mudança	Média	Desvio padrão
01-jan 05:00	25-jul 08:20	0,495	0,119
25-jul 08:30	18-ago 09:20	0,370	0,105
18-ago 09:30	28-out 06:10	0,249	0,098
28-out 06:20	15-nov 09:00	0,333	0,063
15-nov 09:10	24-dez 11:20	0,414	0,091
24-dez 11:30	31-dez 15:00	0,665	0,052

Tabela 2: Estimativas de pontos de mudança no índice de queimada NBR do município de Sertãozinho, tratado pelo filtro de mediana móvel. Todos ocorreram em 2019.

4. DISCUSSÃO

O Índice de Queima Normalizada (NBR) mostrou-se sensível a queimas de vegetação, apresentando menor variabilidade na ausência de queimadas e quedas bruscas em caso contrário.

O método de busca de pontos de mudanças utilizado, por segmentação binária, apresentou resultados que merecem maior atenção. Alguns pontos de mudança detectados dividem a série em segmentos relativamente pequenos e não deveriam ser classificados como pontos de mudança. Métodos exatos com custo computacional linear e o emprego e aperfeiçoamento destes métodos, quando aplicados às séries apresentadas neste trabalho, podem trazer resultados mais tangíveis, levando a meios mais robustos de detecção de mudanças em propriedades estatísticas, tais como apresentadas anteriormente [16].

5. CONCLUSÕES

Com uso de séries de imagens do satélite GOES foi possível detectar o momento em que houve queimada nas áreas de cana-de-açúcar. A grande vantagem em usar imagens do satélite GOES-16 é que se pode obter uma imagem a cada 10 minutos para o estado de São Paulo inteiro, e obter os valores de NBR em tempo real, podendo monitorar a queima na cultura diariamente.

6. REFERÊNCIAS

[1] Conab. Cana-de-açúcar: Acompanhamento da safra brasileira: Cana-de-açúcar - safra 2022/23 - segundo levantamento, 2022.

[2] Conab. Cana-de-açúcar: Acompanhamento da safra brasileira: Cana-de-açúcar – safra 2018/19 - terceiro levantamento, 2019.

[3] D. A. Aguiar, B. F. T. Rudorff, W. F. Silva, M. Adami, and M. P. Mello. Remote sensing images in support of environmental protocol: Monitoring the sugarcane harvest in São Paulo state, Brazil. *Remote Sensing*, 3(12):2682–2703, 2011.

[4] D. França, B. Rudorff, K. Longo, D. Aguiar, S. Freitas, R. Stockler, and G. Pereira. Pre-harvest sugarcane burning emission inventories based on remote sensing data in the state of São Paulo, Brazil. *Atmospheric Environment*, 99:446–456, 2014.

[5] M. R. de Novaes, B. F. T. Rudorff, C. M. de Almeida, and D. A. de Aguiar. Análise espacial da redução da queima na colheita da cana-de-açúcar: perspectivas futuras ao cumprimento do protocolo agroambiental. 31(3), 2011.

[6] M. P. Mello. *Classificação espectro-temporal de imagens orbitais para o mapeamento da colheita da cana-de-açúcar com queima da palha*. PhD thesis, MS dissertation, Nat. Inst. Space Res., São José dos Campos, Brazil, São José dos Campos, INPE., 2009.

[7] M. Adami, M. P. Mello, D. A. Aguiar, B. F. T. Rudorff, and A. F. Souza. A web platform development to perform thematic accuracy assessment of sugarcane mapping in south-central Brazil. *Remote Sensing*, 4(10):3201–3214, 2012.

[8] B. F. T. Rudorff, D. A. de Aguiar, W. F. Silva, L. M. Sugawara, M. Adami, and M. A. Moreira. Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol production in São Paulo state (Brazil) using Landsat data. *Remote Sensing*, 2(4):1057–1076, 2010.

[9] R. R. V. Gonçalves, J. Zullo, P. P. Coltri, and L. A. S. Romani. Evi's estimation to improve the monitoring of sugarcane using TRMM satellite data. In *2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 6609–6612. 2012a, IEEE, 2012.

[10] R. R. V. Gonçalves, J. Zullo, P. P. Coltri, A. M. H. Avila, B. F. Amaral, E. B. M. de Sousa, and L. A. S. Romani. Relação entre o índice Evi e dados de precipitação nas áreas de plantio de cana-de-açúcar na região central do Brasil. pages 1054–1063, 4^o Simpósio de Geotecnologias no Pantanal - Geopantanal, Bonito, MS., 2012. 2012b, Anais - Geopantanal.

[11] M. J. L. García and V. Caselles. Mapping burns and natural reforestation using thematic mapper data. *Geocarto International*, 6(1):31–37, 1991.

[12] INPE Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Portal do monitoramento de queimadas e incêndios florestais.

[13] B. N. Holben. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 7(11):1417–1434, 1986.

[14] K. Schettlinger, R. Fried, and U. Gather. Real-time signal processing by adaptive repeated median filters. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 24:346–362, 11 2009.

[15] R. Fried, K. Schettlinger, and M. Borowski. *robfilter: Robust Time Series Filters*, 2019. R package version 4.1.2.

[16] R. Killick, P. Fearnhead, and I. A. Eckley. Optimal detection of changepoints with a linear computational cost. *Journal of the American Statistical Association*, 107(500):1590–1598, 2012.

[17] R. Killick and I. Eckley. changepoint: An R package for changepoint analysis. *Journal of Statistical Software*, 58(3):1–19, 2014.