

# Uso de imagens de satélites para detecção de queimadas nas áreas canavieiras de São Paulo

*Wesley R. da Silva Satelis*

**Orientação:** *Jurandir Zullo Jr., Renata R. V. Gonçalves e Guilherme V. N. Ludwig*

## Resumo

This is sample text for abstract. Generally speaking, I would like to show keywords list below an abstract (as in case of the linked example).

**Palavras-chave:** séries temporais, sensoriamento remoto, goes-16, pontos de mudança, agricultura, protocolo ambiental

## 1 Introdução

A cultura da cana-de-açúcar possui função cada vez mais estratégica na ~~eeonômia~~[economia](#) do país devido ao interesse em conciliar preocupações relacionadas ao meio ambiente e a 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 do emprego de fogo para despalha da cana-de-açúcar, nas lavouras do estado de São Paulo. 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 (Conab 2019).

O mapeamento e monitoramento das lavouras de cana-de-açúcar, com e sem pré-queima 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).

Novaes et al. (2011) e Mello (2009) afirmam que 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. Rudorff et al. (2010) e Gonçalves et al. (2012a e 2012b) confirmaram que imagens de satélites são eficientes para auxiliar a avaliação de características importantes do cultivo da cana-de-açúcar, proporcionando resultados relevantes para o debate sobre a produção sustentável de etanol. (Adami et al. 2012), avaliando a precisão do mapeamento temático da cana-de-açúcar por meio de imagens de satélites, chegaram a estimativas precisas das áreas de cana-de-açúcar para fins de estatísticas agrícolas empregadas no monitoramento da expansão de cultura no país.

Este projeto de pesquisa faz uso das imagens do satélite meteorológico GOES-16 referentes ao estado de São Paulo, empregando técnicas de análise de pontos de mudança em séries temporais.

As áreas de plantio serão modeladas como séries temporais espacialmente dependentes entre si, por um processo de média móvel (ARMA) ([uma referência recente é](#) Morettin e Toloi 2006), incluindo um componente de pontos de mudança (Aminikhanghahi e Cook 2017). O interesse principal é identificar quantos pontos de mudança foram observados, em quais momentos e qual a mudança resultante e sugerir um método de detecção de áreas com queima de biomassa refente à cana-de-açúcar.

## 2 Objetivos

### 2.1 Objetivo geral

O projeto tem, como objetivo geral, monitorar a colheita de cana-de-açúcar da safra 2019/2020, por meio de imagens do satélite GOES-16, quantificando as áreas colhidas com e sem queima.

### 2.2 Objetivos específicos

Os objetivos específicos são: i) Analisar a variação dos valores do NDVI da cana-de-açúcar no estado de São Paulo no período de colheita da cultura; ii) Selecionar as áreas colhidas de cana-de-açúcar e verificar se houve ou não colheita por queima; iii) Quantificar a área colhida de cana-de-açúcar por queima e não queima.

## 3 Materiais e métodos

### 3.1 Índices de vegetação e queimada

O espectro eletromagnético do GOES-16 é dividido em 16 intervalos, com comprimentos de onda classificados entre visível, infravermelho próximo e infra-vermelho. Neste projeto, estes intervalos serão denominados faixas e denotados por  $\rho$ .

Foram calculados índices de vegetação e queimada a fim de acompanhar a cultura de cana e avaliar áreas onde houve pré-queima, resultando em uma imagem completa do estado de São Paulo a cada faixa recebida do satélite. Para tal, foi utilizado o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), definido por Rouse et al. (1974) e calculado por

$$NDVI = \frac{\rho_{III} - \rho_{II}}{\rho_{III} + \rho_{II}},$$

em que  $\rho_{III}$  é o fator de refletância no infravermelho próximo ( $0,86\mu m$ ) e  $\rho_{II}$  no vermelho ( $0,64\mu m$ ). Os valores no NDVI variam entre -1,0 e 1,0, sendo maior quanto maior for a diferença entre o fator de refletância no infravermelho próximo e no vermelho. Valores próximos a zero correspondem a superfícies sem vegetação.

O Índice de Queima Normalizada (NBR) (García e Caselles 1991), foi utilizado na avaliação de áreas de queimadas. Uma vez que ele evidencia cicatrizes em áreas de vegetação, ou seja áreas de vegetação onde houve queima de biomassa. O NBR é calculado por

$$NBR = \frac{\rho_{III} - \rho_{VI}}{\rho_{III} + \rho_{VI}},$$

em que  $\rho_{VI}$  é o fator de refletância no infravermelho de onda curta ( $2,24\mu m$ ) e  $\rho_{III}$  é o mesmo utilizado no cálculo de NDVI. Valores negativos ou relativamente próximos a zero corresponde a áreas com vegetação queimada.

### 3.2 Extração de dados e georeferenciamento

Em 2018, com recursos da Financiadora de Estudos e Projetos (Finep), o Centro de Pesquisas Meteorológicas e Climáticas Aplicadas à Agricultura (CEPAGRI) adquiriu e instalou um sistema de recepção e processamento de imagens do satélite meteorológico GOES-16.

O sistema possui um software específico para o cálculo de índices a partir de diferentes faixas espectrais. Entretanto, buscando maior controle sobre a qualidade, os cálculos foram feitos diretamente com códigos implementados na linguagem de computação estatística, R. Assim, optou-se por fazer uso do software do sistema somente para recorte da área de interesse e seleção das faixas espectrais, minimizando o tamanho em disco e, conseqüentemente, tempo de processamento.

Os scans recebidos abrangem todo o ocidente e o pré processamento tem o objetivo de extrair somente a região de estudo. O software do sistema de recepção retorna uma matriz para cada faixa espectral, compreendendo todo o estado de São Paulo e com resolução espacial de aproximadamente 500 m por pixel.

Os dados pré-processados estão dispostos em formato de texto sem qualquer referenciamento disponível. O georeferenciamento foi feito diretamente sobrepondo uma camada contendo as coordenadas que referencia os índices pelas fronteiras do estado e dá a cada pixel uma latitude e longitude.

As localizações das cultura canavieiras utilizadas neste projeto provêm de um estudo feito por Aguiar et al. (2011) no 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 (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, [s.d.]), selecionando municípios com plantações de tamanho considerável de cana. As técnicas discutidas nas sessões a seguir serão aplicadas nestes pontos, a fim de criar um método razoável de classificação de queimas em vegetação. Este conjunto de dados será denominado conjunto de testes.

### 3.3 Redução de efeitos atmosféricos

Técnicas de redução de efeitos atmosféricos são encaradas neste estudo como métodos de processamento de sinais em séries temporais e objetivam minimizar ruídos causados por fatores externos, como contaminações por nuvens, ~~ângulos~~ 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) (Holben 1986), 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 fixado. Neste estudo, essa técnica foi aplicada às séries temporais com observações entre 9h-11h e 13h-15h UTC3 de cada dia. A escolha dos intervalos se dá pelo fato de a qualidade do resultado depender fortemente da quantidade de ruído presente no intervalo e ambos os índices apresentarem 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 15 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 ~~madiana~~ mediana adaptativo definido por Schettlinger, Fried, e Gather (2009), 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 ~~aplica localmente o modelo~~ , é construído localmente com base no modelo

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

isto é, ~~incrementando na série em que as últimas  $n_t$  observações em um instante de tempo arbitrário  $t$  são incrementos lineares de  $\beta$  unidades a sobre valores anteriores, para cada uma unidade de tempo.  $n_t$  é variável.~~

Seja uma série definida em  ~~$Y_1, Y_2, \dots, Y_t$  no  $Y_1, Y_2, \dots, Y_t$ . No  $t$ -ésimo instante, queremos encontrar o valor filtrado em  $Y_t$  dado por  $Y_t^*$ . Fixa-se  $n_t$  e os dados passam a ser a janela. 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 beta unidades por uma unidade de tempo e  $\hat{\beta}$  é um estimador robusto de beta.~~

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 e está descrita em Killick, Fearnhead, e Eckley (2012).

A técnica foi aplicada ~~independentemente do MVC~~, utilizando o pacote ~~deserito em implementado por~~ Fried, Schettlinger, e Borowski (2019), e será comparada ao MVC.

### 3.4 Pontos de mudança

~~Neste trabalho de pesquisa a~~ A identificação de pontos de mudança em séries temporais do NDVI e NBR, tem o objetivo específico de ~~deseriminar~~ discriminar intervalos em que ocorrem mudanças nas propriedades estatísticas,  $\mu$  e  $\sigma$ , causadas pela pré-queima 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  $t_\tau$ , em que  $t_\tau \in 1, 2, \dots, n-1$ . Assim, a função de log-verossimilhança é dada por,

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

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,

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

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 ( $\alpha_1, \dots, \alpha_m$ ) (Killick, Fearnhead, e Eckley 2012).

A abordagem mais comum na detecção de múltiplos pontos de mudança na literatura é minimizando,

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

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 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, empregado utilizando o pacote descrito por Killick e Eckley (2014). 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,  $\mu$ , e variância,  $\sigma^2$ , conjuntamente e apesar de terem sido estimadas mudanças em variância, estas serão referidas no decorrer deste texto na forma de desvio padrão  $\sqrt{\sigma^2}$  e denotadas por  $\sigma$ .

## 4 Resultados

Os índices de Vegetação por Diferença Normalizada e de Queima Normalizada calculados para todo o território de São Paulo estão representados na Figura 1. Todas as imagens recebidas passaram pelo mesmo procedimento, possibilitando a obtenção das séries de qualquer pixel contido nas imagens.

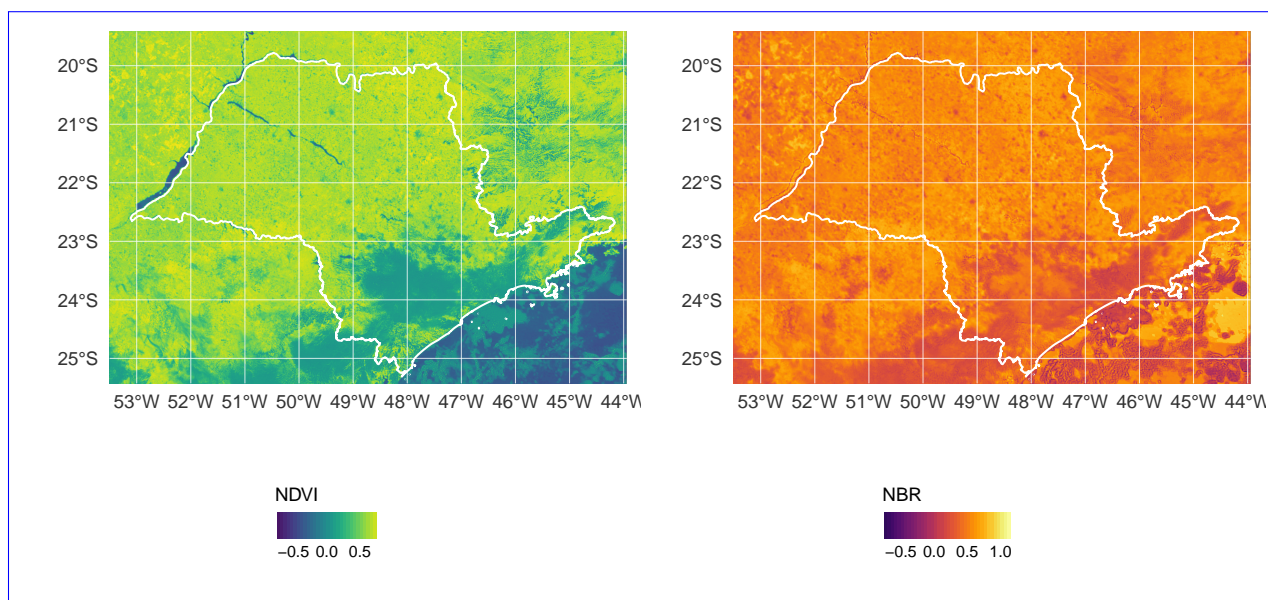


Figura 1: Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) à esquerda e Índice de Queima Normalizada (NBR) à direita, georeferenciados pelas fronteiras do estado de São Paulo

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  $(-1,0 \text{ e } 1,0)$ .

A fidelidade do método 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 hora exata em que a queimada foi detectada pelo sistema de monitoramento de queimadas do INPE.

Nas Tabelas 1 e 2 estão as estimativas das médias e desvios padrões, para cada segmento de mudança das séries resultantes por composição de valor máximo, bem como as datas e horas que formam os intervalos em que foram detectadas. Analogamente as Tabelas 3 e 4 trazem a mesma informação para as séries resultantes do filtro de mediana com janela móvel adaptativa.

Tabela 1: Estimativas de pontos de mudança para o Índice de vegetação (NDVI) tratado por MVC do município de Sertãozinho

Data de início	Data de fim	Média	Desvio padrão
2019-01-01 12:00:00	2019-04-14 18:00:00	0.462	0.239
2019-04-15 12:00:00	2019-07-14 17:00:00	0.530	0.148
2019-07-14 18:00:00	2019-09-18 17:00:00	0.364	0.116
2019-09-18 18:00:00	2019-11-15 18:00:00	0.249	0.119
2019-11-16 12:00:00	2019-12-24 14:00:00	0.366	0.203
2019-12-24 16:00:00	2019-12-31 18:00:00	0.708	0.029

Tabela 2: Estimativas de pontos de mudança para o Índice de queimada (NBR) tratado por MVC do município de Sertãozinho

Data de início	Data de fim	Média	Desvio padrão
2019-01-01 12:00:00	2019-05-31 14:00:00	0.534	0.128
2019-05-31 16:00:00	2019-07-25 12:00:00	0.488	0.079
2019-07-25 13:00:00	2019-08-19 12:00:00	0.369	0.087
2019-08-19 13:00:00	2019-11-13 12:00:00	0.271	0.106
2019-11-13 13:00:00	2019-12-24 14:00:00	0.452	0.086
2019-12-24 16:00:00	2019-12-31 18:00:00	0.674	0.035

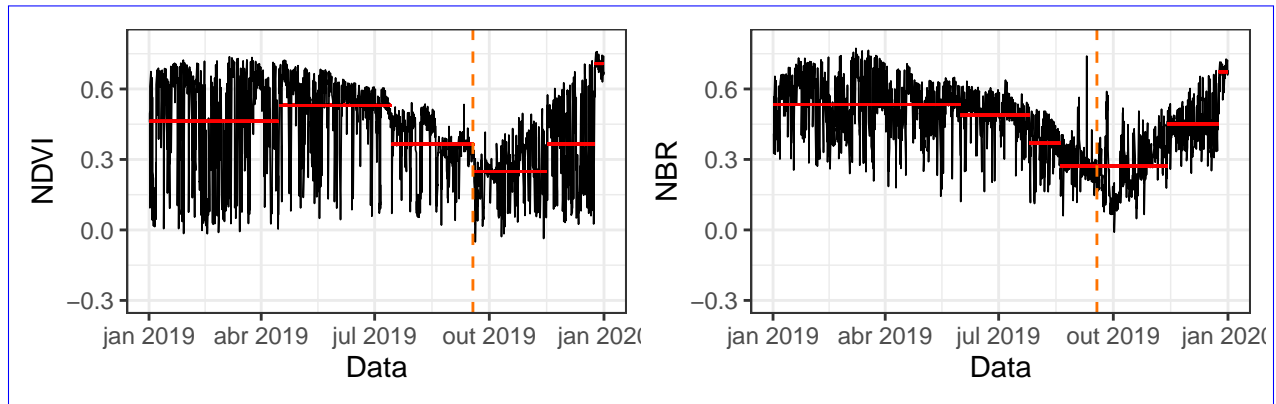


Figura 2: Em vermelho, segmentos de mudança em média e desvio padrão detectados na série resultante da composição por valor máximo (MVC) de um pixel pertencente ao conjunto de testes do município de Sertãozinho. NDVI à esquerda e NBR à direita

Tabela 3: Estimativas de pontos de mudança para o Índice de vegetação (NDVI) tratado pelo filtro de mediana móvel do município de Sertãozinho

Data de início	Data de fim	Média	Desvio padrão
2019-01-01 11:00:00	2019-07-06 14:20:00	0.462	0.239
2019-07-06 14:30:00	2019-07-14 19:50:00	0.530	0.148
2019-07-14 20:00:00	2019-09-18 19:30:00	0.364	0.116
2019-09-18 19:40:00	2019-10-23 12:40:00	0.249	0.119
2019-10-23 12:50:00	2019-12-24 14:30:00	0.366	0.203
2019-12-24 14:40:00	2019-12-31 21:00:00	0.708	0.029

Tabela 4: Estimativas de pontos de mudança para o Índice de queimada (NBR) tratado pelo filtro de mediana móvel do município de Sertãozinho

Data de início	Data de fim	Média	Desvio padrão
2019-01-01 11:00:00	2019-07-25 13:00:00	0.534	0.128
2019-07-25 13:10:00	2019-08-19 13:10:00	0.488	0.079
2019-08-19 13:20:00	2019-10-27 20:20:00	0.369	0.087
2019-10-27 20:30:00	2019-11-15 13:20:00	0.271	0.106
2019-11-15 13:30:00	2019-12-24 16:20:00	0.452	0.086
2019-12-24 16:30:00	2019-12-31 21:00:00	0.674	0.035

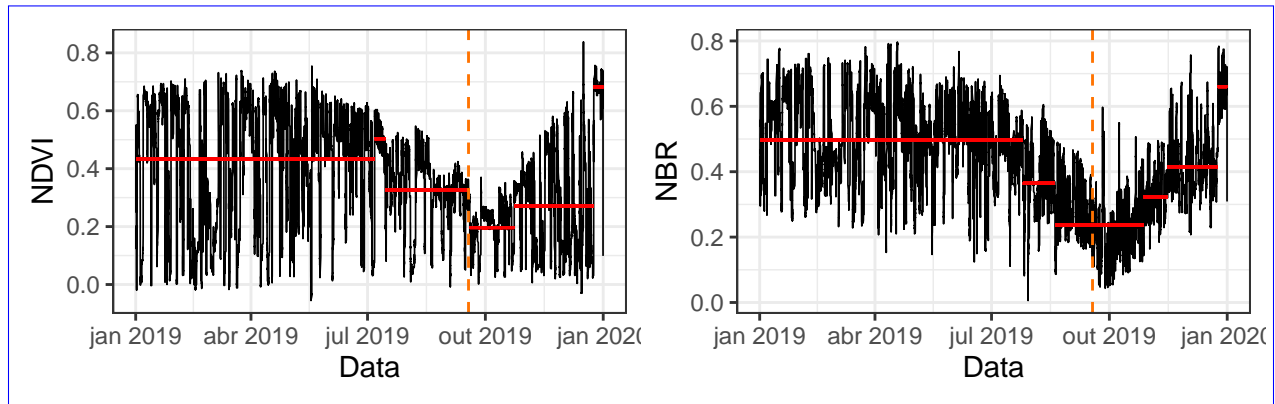


Figura 3: Em vermelho, segmentos de mudança em média e desvio padrão detectados na série resultante do filtro por mediana de um pixel pertencente ao conjunto de testes do município de Sertãozinho. NDVI à esquerda e NBR à direita

## 5 Discussão



## Referências

- Adami, M., M. P. Mello, D. A. Aguiar, B. F. T. Rudorff, e A. F. Souza. 2012. “A web platform development to perform thematic accuracy assessment of sugarcane mapping in South-Central Brazil”. *Remote Sensing* 4 (10): 3201–14.
- Aguiar, D. A., B. F. T. Rudorff, W. F. Silva, M. Adami, e M. P. Mello. 2011. “Remote sensing images in support of environmental protocol: Monitoring the sugarcane harvest in São Paulo State, Brazil”. *Remote Sensing* 3 (12): 2682–2703.
- Aminikhanghahi, S., e D. J. Cook. 2017. “A survey of methods for time series change point detection”. *Knowledge and information systems* 51 (2): 339–67.
- Conab. 2019. “Cana-de-açúcar: Acompanhamento da safra brasileira: Cana-de-açúcar – Safra 2018/19 - Terceiro levantamento”. [www.conab.gov.br/info-agro/safras/cana](http://www.conab.gov.br/info-agro/safras/cana).
- Fried, Roland, Karen Schettlinger, e Matthias Borowski. 2019. *robfilter: Robust Time Series Filters*. <https://CRAN.R-project.org/package=robfilter>.
- García, M. J. L., e V. Caselles. 1991. “Mapping burns and natural reforestation using Thematic Mapper data”. *Geocarto International* 6 (1): 31–37.
- Gonçalves, R. R. V., J. Zullo, P. P. Coltri, A. M. H. Avila, B. F. Amaral, E. B. M. de Sousa, e L. A. S. Romani. 2012. “Relação entre o índice EVI e dados de precipitação nas áreas de plantio de cana-de-açúcar na região central do Brasil.” 4º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal - Geopantanal, Bonito, MS.: 2012b, Anais - Geopantanal.
- Gonçalves, R. R. V., J. Zullo, P. P. Coltri, e L. A. S. Romani. 2012. “Evi’s estimation to improve the monitoring of sugarcane using TRMM satellite data”. In *2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 6609–12. 2012a, IEEE.
- Holben, B. N. 1986. “Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data”. *International journal of remote sensing* 7 (11): 1417–34.
- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE –. [s.d.]. “Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios Florestais”. <http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/portal>.
- Killick, R, e I Eckley. 2014. “changepoint: An R package for changepoint analysis”. *Journal of statistical software* 58 (3): 1–19.
- Killick, R., P. Fearnhead, e I. A. Eckley. 2012. “Optimal detection of changepoints with a linear computational cost”. *Journal of the American Statistical Association* 107 (500): 1590–8.
- Mello, M. P. 2009. “Classificação espectro-temporal de imagens orbitais para o mapeamento da colheita da cana-de-açúcar com queima da palha”. Tese de doutorado, São José dos Campos, INPE.: MS dissertation, Nat. Inst. Space Res., São José dos Campos, Brazil; Anais - SBSR.
- Morettin, P. A., e C. M. Toloi. 2006. “Análise de séries temporais”. *ABE-Projeto Fisher, Editora Edgar Blücher*.
- Novaes, M. R. de, B. F. T. Rudorff, C. M. de Almeida, e D. A. de Aguiar. 2011. “Análise espacial da redução da queima na colheita da cana-de-açúcar: perspectivas futuras ao cumprimento do protocolo agroambiental.” 31 (3).
- Rouse, J. W., R. H. Haas, J. A. Schell, e D. W. Deering. 1974. “Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS”. *NASA special publication* 351: 309.

Rudorff, B. F. T., D. A. de Aguiar, W. F. Silva, L. M. Sugawara, M. Adami, e M. A. Moreira. 2010. “Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol production in São Paulo State (Brazil) using Landsat data”. *Remote sensing* 2 (4): 1057–76.

Schettlinger, K., Roland Fried, e U. Gather. 2009. “Real-time signal processing by adaptive repeated median filters”. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* 24 (novembro): 346–62. <https://doi.org/10.1002/acs.1105>.