

Representação matemática do comportamento intra-anual do NDVI no Bioma Caatinga

Mathematical modelling of the intra-annual behaviour of NDVI in the Caatinga Biome, Brazil

Rivaildo da Silva Filho^I, Rochele Sheila Vasconcelos^{II},
Carlos de Oliveira Galvão^{III}, Iana Alexandra Alves Rufino^{IV},
John Elton de Brito Leite Cunha^V

Resumo

Os índices de vegetação obtidos por modelos, aplicados em imagens orbitais, são comumente utilizados para o monitoramento da cobertura do solo, sendo importantes para registrar alterações na biomassa, identificação do ciclo fenológico, relação com o sequestro de carbono e indicadores de mudanças climáticas. Na região do bioma Caatinga, a compreensão em escalas local e diária dos fenômenos que ocorrem na cobertura do solo é muito importante devido à sua heterogeneidade, sazonalidades e às múltiplas ações humanas. Neste ambiente, cresce a importância da representação temporal e espacial. Os satélites da série Landsat apresentam características adequadas para representar as variações espaciais, mas têm uma baixa amostragem temporal. Nesse sentido, o presente estudo tem como objetivo melhorar a representação temporal dos dados capturados pelos satélites Landsat para uma região do bioma Caatinga. Funções de três parâmetros são avaliadas para representação temporal matemática do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), tendo a sua avaliação de desempenho realizada a partir dos parâmetros estatísticos qui-quadrado reduzido (χ^2) e coeficiente de determinação (R^2). A análise considera o estado de alteração da cobertura do solo pela ação antrópica e o regime pluviométrico anual. A função *Cauchy* apresentou melhor desempenho, ajustando-se bem a 83% dos anos e locais analisados, obtendo um R^2 médio de 0,82. Os parâmetros da função de melhor desempenho identificada neste estudo podem ser uma valiosa fonte de informações para estudos ambientais na Caatinga que precisem avaliar o comportamento temporal da vegetação.

Palavras-chave: Semiárido; Índice de Vegetação; *Cauchy*; Preenchimento de falhas

^I Engenheiro Civil, MSc., Doutorando em Engenharia de Recursos Naturais, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, Universidade Federal de Campina Grande, Rua Aprígio Veloso, Universitário, 882, CEP 58429-900, Campina Grande (PB), Brasil. rivaildo_filho@hotmail.com (ORCID: 0000-0001-5469-6259)

^{II} Tecnóloga em Recursos Hídricos/Irrigação, Dr^a., Pós-doutoranda na Universidade Federal de Pernambuco, Campus Caruaru, Rodovia Br-104 Km 59, s/n, Nova Caruaru (PE), CEP 55014-900, Brasil. rochelly17@hotmail.com (ORCID: 0000-0002-5515-3579)

^{III} Engenheiro Civil, Dr., Professor Titular da Unidade Acadêmica de Engenharia Civil, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, Universidade Federal de Campina Grande, Rua Aprígio Veloso, Universitário, 882, CEP 58429-900, Campina Grande (PB), Brasil. carlos.o.galvao@gmail.com (ORCID: 0000-0002-0800-7085) / iana.alexandra@ufcg.edu.br (ORCID: 0000-0003-0450-4647)

^{IV} Engenheira Civil, Dr^a., Professora da Unidade Acadêmica de Engenharia Civil, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, Universidade Federal de Campina Grande, Rua Aprígio Veloso, Universitário, 882, CEP 58429-900, Campina Grande (PB), Brasil. iana.alexandra@ufcg.edu.br (ORCID: 0000-0003-0450-4647)

^V Engenheiro Civil, Dr., Professor do Centro de Desenvolvimento Sustentável do Semiárido, Universidade Federal de Campina Grande, Rua Francisco Braz, Várzea Redonda, 258-272, CEP 58540-000, Sumé (PB), Brasil. john.e.cunha@gmail.com (ORCID: 0000-0002-1783-2343)



Abstract

Vegetation indexes from remote sensing images are often used for land-cover monitoring and identification of biomass changes. They are also very useful to describe the relationships between the phenological cycle and the carbon sequestration, which are climate change indicators. The Caatinga land-cover is very heterogeneous, making hard the understanding of the land cover processes in different scales (spatial and temporal), due to seasonalities and human actions. The Landsat series products usually can describe spatial land-cover variations, with a low temporal scale, so far. This study aims to improve the temporal representation of the land cover by Landsat images for a Caatinga area. This article presents an evaluation, using a mathematical approach of three-parameter functions to describe the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Each function performance was evaluated by the reduced chi-square (χ^2) and determination coefficient (R^2) parameters. The analysis is performed for an annual period and considers land-cover changes by anthropic action. The Cauchy function seems the best option and presented an adjust up to 83% of the total (years and places), with an R^2 (average) of 0.82. The parameters of this function can be a valuable source for environmental studies in the Caatinga biome, supporting temporal analysis of the vegetation.

Keywords: Semi-arid; Vegetation Index; Cauchy function; Gap series filling

Introdução

As plantas são fundamentalmente dependentes do seu ambiente físico para crescimento, sobrevivência e reprodução, portanto para entender melhor o seu comportamento é imprescindível a utilização de ferramentas, tanto para caracterização do meio ambiente quanto para o estudo do seu funcionamento. De fato, nos últimos anos houve um reconhecimento cada vez maior que para a melhoria do monitoramento e manejo dos ecossistemas naturais, por exemplo em resposta às mudanças climáticas, necessita-se de uma boa compreensão dos mecanismos subjacentes à resposta da planta. Da mesma forma para o ambiente, projeções das mudanças climáticas e dos impactos por elas causados são criticamente dependentes do entendimento do papel da vegetação no controle de mudanças no balanço energético terrestre (JONES; VAUGHAN, 2010).

Dados e registros das mudanças que ocorrem no meio ambiente têm sido obtidos por sensoriamento remoto, pois o frequente registro de imagens por diversos sensores orbitais permite a construção e a análise de séries temporais de dados de vegetação (KUPLICH; MOREIRA; FONTANA, 2013). A observação e a análise dessas séries podem auxiliar no reconhecimento de padrões e nas suas modificações, por causas naturais ou antrópicas (MARIANO *et al.*, 2018) e os índices de vegetação (IVs) têm sido bastante utilizados para esse fim (VERBESSELT *et al.*, 2016; LEROUX *et al.*, 2017). Esses índices nada mais são do que combinações de reflectâncias espectrais de duas ou mais bandas, escolhidas com o objetivo de agrupar e intensificar a relação desses dados com os parâmetros biológicos e físicos da vegetação (LOURENÇO *et al.*, 2015).

As reflectâncias de superfícies vegetadas variam no tempo e espaço de acordo com o tipo e condições da vegetação presente. Os índices de vegetação obtidos pela combinação das bandas espectrais, como o NDVI, oferecem um mecanismo para monitorar a dinâmica da vegetação por permitirem o monitoramento em diferentes escalas espaciais e temporais, dependendo do sensor utilizado na análise (PASTOR-GUZMAN; DASHA; ATKINSON, 2018). Séries temporais de IVs para o monitoramento da vegetação têm sido amplamente empregadas, a partir de produtos obtidos por sensores a bordo de satélites, como o MODIS (CAI *et al.*, 2017), Landsat (SILVA *et al.*, 2018) e o AVHRR a bordo do satélite NOAA (ZHANG *et al.*, 2018). Ao serem utilizadas séries temporais de dados do NDVI com fins de observação de um longo período, há o desafio das lacunas de informação normalmente causadas pelo tempo de revisita do satélite. Além da ausência de informação na série, há o problema da contaminação dos dados, cuja causa está ligada à influência de nuvens e/ou da atmosfera, gerando ruídos na série (JULIEN; SOBRINO,

2019).

A representação matemática da série temporal de índice de vegetação, inclusive para fins de reconstrução da série, pode ser realizada de duas maneiras. A primeira é fundamentada em técnicas de filtragem, nas quais operações matemáticas são empregadas para preencher as lacunas e filtros são utilizados para suavizar a série temporal utilizando uma janela móvel, como o filtro *Savitzky-Golay* (SG) (CHEN *et al.*, 2004), o filtro de iteração de valor médio (JULIEN; SOBRINO, 2010), entre outros. O segundo tipo é baseado em ajuste de curvas, no qual uma função matemática, geralmente não linear, é utilizada para simular o crescimento sazonal da vegetação. Essas funções incluem a função gaussiana assimétrica (AG) (JÖNSSON; EKLUNDH, 2002), a função logística dupla (DL) (BECK *et al.*, 2006), entre outras. Vários estudos compararam a eficiência de alguns desses métodos, mas não há um consenso sobre qual é o melhor para representação matemática das séries temporais de índices de vegetação (HIRD; MCDERMID, 2009; ATKINSON *et al.*, 2012; LIU *et al.*, 2017). Vale salientar que resultados de ajuste de curvas aplicam-se preferencialmente a regiões de características semelhantes (clima, cobertura de nuvens e tipo de vegetação) e que a resposta de cada abordagem pode ser diferente, ajustando bem ou não os dados do índice.

Em florestas tropicais sazonais secas, o ciclo fenológico anual da maior parte das espécies apresenta um padrão típico, com valores influenciados pelo ciclo de chuvas, delimitado pelos parâmetros fenológicos de início e final da estação (TESTA *et al.*, 2018). A representação da série de IV por meio de uma única função para todo o ciclo anual, com seus parâmetros variando em cada ano da série, parece ser apropriada a esse tipo de florestas. Os parâmetros dessas funções são diretamente ligados ao padrão do ciclo fenológico, representado pelo IV, e aos padrões das variáveis climáticas naquele determinado ano, o que abre interessantes possibilidades de uso dessas funções para estudos de interação entre vegetação e clima.

Tomando como base tal premissa, este trabalho apresenta os resultados de uma investigação do ajuste de funções matemáticas a séries de NDVI obtidas a partir das imagens Landsat, para vários pontos distribuídos em uma área de Caatinga, uma típica floresta tropical sazonal seca. Nesse bioma, a compreensão em escalas local e diária dos fenômenos que ocorrem na cobertura do solo é muito importante devido à sua heterogeneidade, sazonalidades e às múltiplas ações humanas.

Material e métodos

Área de estudo

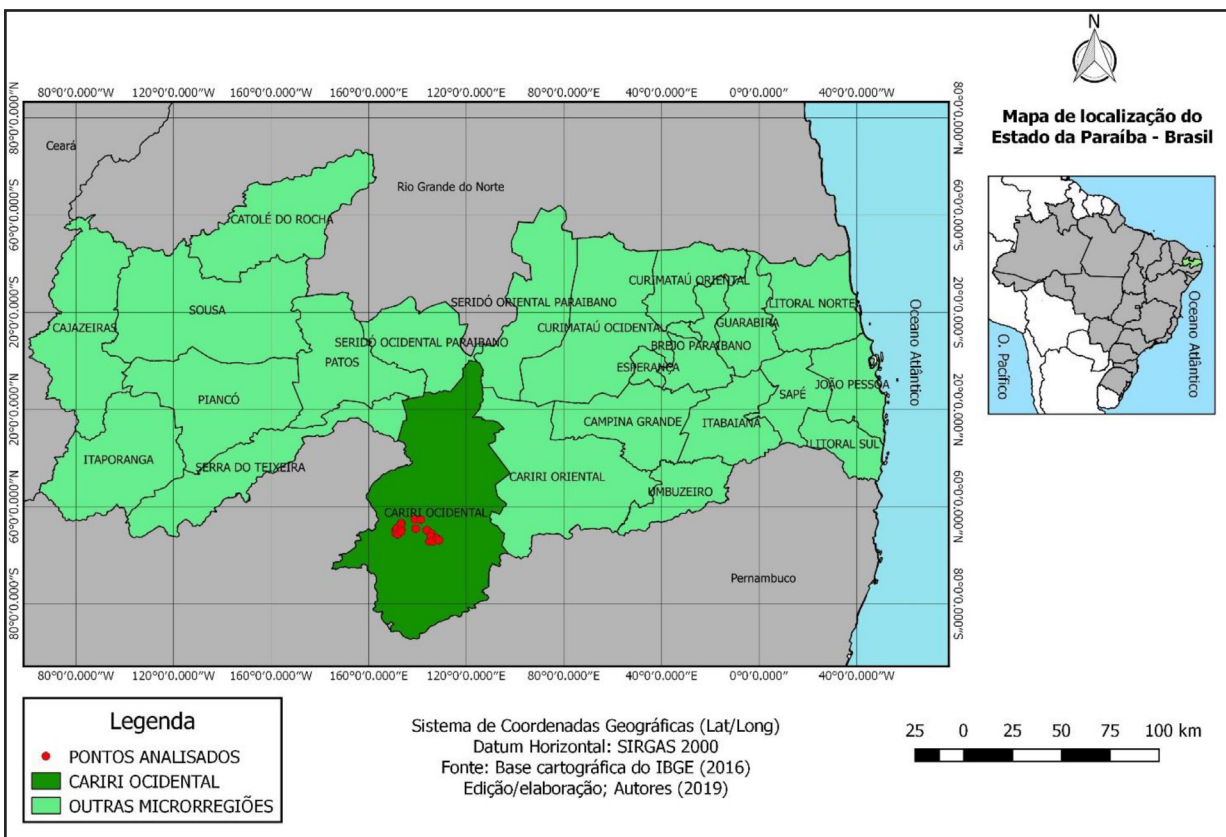
A área de estudo está situada na microrregião do Cariri Ocidental, entre os municípios de Monteiro, Camalaú, Sumé e Prata, no estado da Paraíba, cuja localização geográfica é indicada na Figura 1, sendo avaliada neste trabalho através de um recorte delimitado pelos pontos extremos de coordenadas (-37.121°, -7.641°) e (-36.719°, -7.944°) da cena Landsat 215/065 (órbita/ponto). Nessa área, foram selecionados 19 pontos representativos (*buffer* de 120 metros, mediana de 80 *pixels*), dos quais quatro são de vegetação Caatinga preservada e quinze de vegetação que sofreu desmatamento e foram mantidas em pousio, segundo estudo de Cunha (2018). Para fins de consistência, a numeração dos pontos segue a de Cunha (2018).

De acordo com a classificação de Köppen, o clima da região é do tipo climático *BSh*, ou seja, seco (semiárido), caracterizado por irregularidade espacial e temporal das precipitações pluviais e ocorrência de temperaturas elevadas (CADIER; FREITAS; LEPRUN, 1983). A precipitação pluvial média anual, no período de 1994 a 2017, foi de 514,0 mm e a temperatura média anual de 24°C, de acordo com os dados obtidos da Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba

(AESAs). A região faz parte do semiárido brasileiro, cuja vegetação é composta majoritariamente por arbustos que perdem as folhas nos meses mais secos ou por gramíneas que secam na época de estiagem. A condição de semiaridez dominante propicia o surgimento de processos naturais de retrogressão biótica nos períodos de secas mais prolongadas que, associados à pressão antrópica, têm levado à degradação edáfica e biótica de caráter às vezes irreversível, processos que podem ocasionar a desertificação na região (CUNHA, 2018).

Figura 1 – Localização geográfica da área de estudo e indicação dos pontos de observação

Figure 1 – Geographical location of the study area and the observation sites

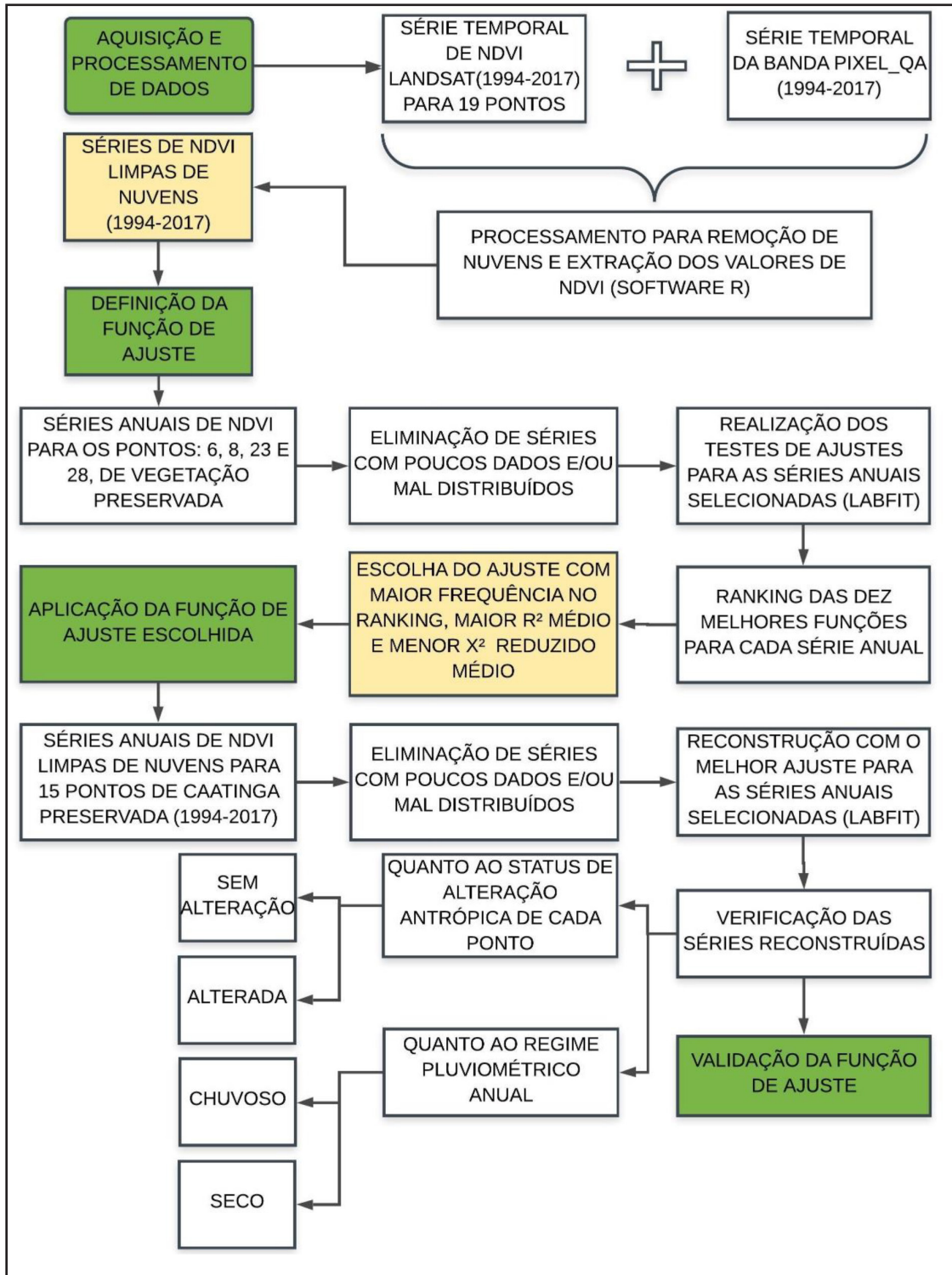


Fonte: Autores (2019)

A metodologia deste trabalho possui três etapas – aquisição e processamento dos dados, escolha da função de ajuste, aplicação e validação da função de ajuste – que estão resumidas no fluxograma apresentado na Figura 2 e descritas em seguida. Os principais processos envolvidos em cada etapa estão indicados no fluxograma e as demais especificidades de cada etapa estão mostradas nos itens que o seguem.

Figura 2 – Fluxograma das etapas metodológicas

Figure 2 – Flowchart of the methodological steps



Fonte: Autores (2019)

Aquisição e processamento dos dados

Foram utilizadas imagens de NDVI, correspondentes à órbita 215 e ao ponto 65, obtidas de forma direta através da plataforma *on-line* do Serviço Geológico Americano (*United States Geological Survey – USGS*) (<https://espa.cr.usgs.gov/>), do período de 1994 a 2017, dos sensores *Thematic Mapper (TM)*, satélite Landsat 5, *Enhanced Thematic Mapperplus (ETM+)*, satélite Landsat 7, e *Operational Land Imager (OLI)*, satélite Landsat 8. Esse índice é calculado como uma combinação linear das bandas do vermelho (RED) e do infravermelho próximo (NIR), conforme a Equação 1, e está intimamente relacionado com a atividade fotossintética da vegetação (JENSEN, 2009). A série de imagens Landsat representa mais de 30 anos de observação e resolução espacial (30 m) compatível com a heterogeneidade da Caatinga. O processamento das imagens foi feito no *software R*, para remoção das nuvens e extração dos valores de NDVI nos pontos de interesse, cujas coordenadas estão dispostas na Tabela 1.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (Eq.1)$$

Em que: NIR = Valor de reflectância na banda do infravermelho; RED = Valor da reflectância na banda do vermelho.

Tabela 1 – Coordenadas dos pontos da área de estudo e seus estados com relação à ação antrópica

Table 1 – Coordinates of the sites of the study area and their status concerning human action

Ponto	Coordenada X	Coordenada Y	Status da vegetação	Ano da mudança
1	-37,0603	-7,7954	ALTERADA	1988
2	-37,061	-7,808	ALTERADA	1991
3	-37,0537	-7,8013	ALTERADA	1987
4	-37,0559	-7,7865	ALTERADA	1990
5	-37,0508	-7,8141	ALTERADA	1991
6	-37,0351	-7,7609	SEM ALTERAÇÃO	-
7	-37,0364	-7,7695	ALTERADA	1993
8	-37,0353	-7,7918	SEM ALTERAÇÃO	-
9	-37,0363	-7,802	ALTERADA	1991
21	-36,972	-7,7431	ALTERADA	2011
23	-36,9676	-7,7877	SEM ALTERAÇÃO	-
26	-36,9445	-7,7445	SEM ALTERAÇÃO	-
28	-36,9159	-7,7945	ALTERADA	2011
30	-36,904	-7,8463	ALTERADA	2000
31	-36,895	-7,81	ALTERADA	2001

Continua ...

Continuation ...

Tabela 1 – Conclusão ...

Table 1 – Conclusion ...

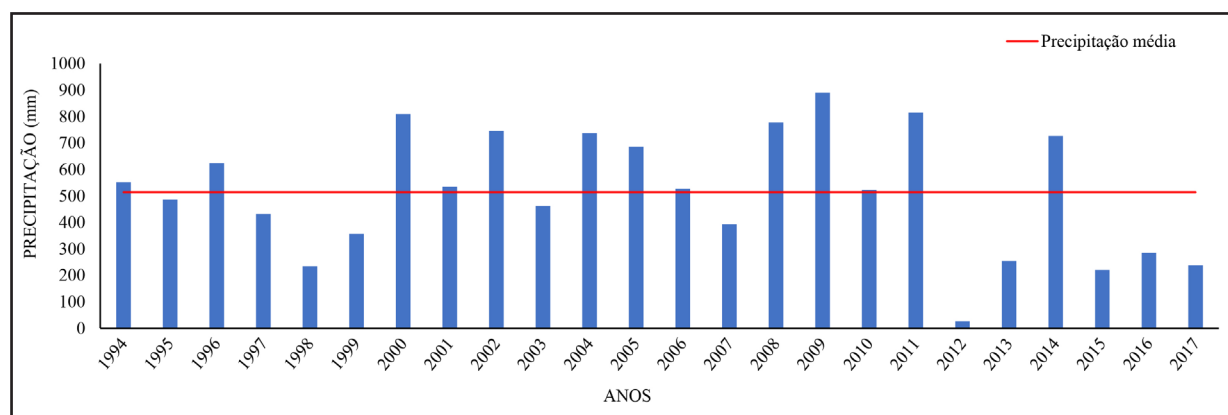
Ponto	Coordenada X	Coordenada Y	Status da vegetação	Ano da mudança
32	-36,8954	-7,8232	ALTERADA	2010
33	-36,8892	-7,8455	ALTERADA	2006
34	-36,8682	-7,8326	ALTERADA	2002
35	-36,8591	-7,8401	ALTERADA	1990

Fonte: Cunha (2018)

O período 1994-2017, totalizando 24 anos, representa uma série temporal que contém alta variabilidade interanual de precipitação, o que é importante para a análise do índice em diversos cenários climáticos, principalmente em uma vegetação que é muito sensível à ausência/presença de água como a Caatinga. Os dados diários de precipitação foram obtidos junto à Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba (AESA), cujo posto pluviométrico de origem está localizado no município de Sumé, ponto mais próximo da área de estudo com dados disponíveis. Na Figura 3, pode-se verificar a precipitação anual e sua variabilidade no período analisado. O ano mais chuvoso da série foi 2009 (890,2 mm) e o ano de menor precipitação 2012 (27,0 mm). Desde 2012 a precipitação tem ocorrido abaixo da média, com exceção de 2014.

Figura 3 – Precipitação anual no período de 1994-2017

Figure 3 – Annual precipitation in the period 1994-2017



Fonte: Paraíba (2018)

A remoção de nuvens das imagens utiliza a banda *pixel_qa*, adquirida junto aos produtos de NDVI na plataforma do USGS. O processamento realizado pelo USGS, para gerar a banda *pixel_qa*, é feito com base no algoritmo *CFMask*, que tem função de máscara, usado para mapear a nuvem, a confiabilidade na nuvem, a sombra da nuvem e os *pixels* de neve e gelo. O *CFMask* é um algoritmo de múltiplas passagens, que primeiro marca os *pixels* com base em uma árvore de decisão classificadora e, em seguida, realiza a validação ou o descarte dos rótulos que lhe foram atribuídos inicialmente, com base em estatísticas de toda a cena. A máscara de sombra é criada projetando iterativamente no solo nuvens de diferentes alturas (FOGA *et al.*, 2017; MARKERT *et al.*, 2018). A exclusão dos *pixels* com nuvens ou sombra de nuvens deu-se através de uma seleção simples utilizando os níveis mais altos de confiabilidade na banda *pixel_qa* (*clear*; Tabela 2).

Tabela 2 – Valores da banda *pixel_qa* utilizados como filtro para remoção de nuvens

Table 2 – Pixel_qa band values used as filter for cloud removal

Satélite	Valores dos <i>pixels</i>	Atribuição
L5 e L7	66; 130	Limpo de nuvens
L8	322; 386; 834	Limpo de nuvens

Fonte: USGS (2018)

Escolha da função de ajuste

Para identificação da curva que obtivesse o melhor ajuste dos dados de NDVI foi utilizado o *software* LABFIT, desenvolvido para o sistema operacional Windows por Silva *et al.* (2004), para tratamento e análise de dados experimentais. Nesse programa, funções não lineares são ajustadas aos dados e, a partir de uma biblioteca de mais de 200 funções, são definidas em *ranking* as dez melhores funções, com base no parâmetro estatístico do qui-quadrado reduzido (χ^2). Portanto, a curva (função) presente no grupo das dez melhores funções que apresentou maior frequência nos anos avaliados foi escolhida para o ajuste dos dados e utilizada nos demais pontos.

Para a realização dos testes, foram utilizados dados de NDVI de quatro pontos da área de estudo sem alteração antrópica da vegetação: 6, 8, 23 e 26 (CUNHA, 2018). Os dados foram separados anualmente, totalizando 96 séries (4 pontos x 24 anos). A seleção desses pontos em que não ocorreram mudanças na cobertura do solo é importante nessa análise inicial, para a obtenção de uma única função que represente o comportamento sazonal da vegetação, tornando-se mais confiável e válida para o tipo de cobertura do solo em estudo.

As 96 séries passaram por uma análise inicial, em que os anos com dados mal distribuídos (pelo menos dois dados inexistentes no intervalo de 4 meses) e/ou com poucos dados (valor mínimo de seis dados de NDVI na série), foram excluídos da análise. Afasta-se assim a possibilidade do ajuste apresentar desempenho ruim por influência de longas falhas na série, pois é necessária uma boa distribuição anual dos dados ao longo da série para que o ajuste possa ser adequadamente testado. Segundo Kandasamy *et al.* (2013), longas lacunas de dados afetam a representação matemática das séries temporais de índices de vegetação.

Aplicação e validação da função de ajuste

A função selecionada foi então aplicada aos 15 pontos na área de estudo em que houve alteração da cobertura do solo, no intuito de verificar se mesmo após uma mudança a função se ajustaria bem aos dados, o que implicaria que, independentemente da alteração na cobertura do solo, o ajuste seria capaz de reconstruir a série de NDVI. Foram utilizadas 360 séries de dados de NDVI (15 pontos x 24 anos), submetidas à mesma análise inicial de distribuição dos dados.

Resultados e discussão

Curva de ajuste

Após o processamento das 96 séries de NDVI, 22 apresentaram dados mal distribuídos e em 15 os dados apresentaram-se tanto em baixa quantidade como mal distribuídos, somando 37 séries excluídas da análise. Sendo assim, 59 séries de NDVI foram utilizadas para definição da melhor função de ajuste. A função de *Cauchy* foi a que apresentou melhor ajuste (Tabela 3).

Outras funções apresentaram frequências inferiores à da função *Cauchy* como, por exemplo, a função Gaussiana (54%), Potência 2 (53%), Equação polinomial do 3º grau (42%), entre outras (Tabela 4). Contudo, a função exponencial 2 ($\exp(-2)$) apresentou a mesma frequência da *Cauchy* (66%) e, portanto, como critério comparativo, foi verificado o qui-quadrado reduzido médio (χ^2 reduzido médio) de ambas as funções. A função *Cauchy* então foi definida como a de melhor ajuste para a área de estudo, por apresentar o menor valor do χ^2 reduzido médio ($5,07 \times 10^{-3}$), enquanto a função $\exp(-2)$ apresentou um valor de $6,67 \times 10^{-3}$.

Tabela 3 – Frequência de desempenho da função *Cauchy* para os pontos de Caatinga preservada

Table 3 – Performance frequency of the Cauchy function for the preserved Caatinga sites

Ponto	N	Melhor ajuste	f	f (%)	χ^2 red. Médio
6	15	$Y = 1 / (A \times (B + X)^2 + C)$	11	73%	0,005770955
8	15	$Y = 1 / (A \times (B + X)^2 + C)$	11	73%	0,005770955
23	17	$Y = 1 / (A \times (B + X)^2 + C)$	10	59%	0,004283285
26	12	$Y = 1 / (A \times (B + X)^2 + C)$	7	58%	0,004443691
TOTAL	59	$Y = 1 / (A \times (B + X)^2 + C)$	39	66%	0,005067221

Fonte: Autores (2019)

Em que: N = Número de séries; f = Frequência do ajuste; χ^2 red.médio = Qui-quadrado reduzido médio.

Tabela 4 – Funções com melhores ajustes

Table 4 – Ranking of the best fit curves

Ajuste	f	(%)	χ^2 red. Médio
Cauchy	39	66%	0,005067221
Exponencial 2	39	66%	0,006672036
Gaussiana	32	54%	0,006689378
Potência 2	31	53%	0,006209474
Equação Polinomial do 3º grau	25	42%	0,006913745

Fonte: Autores (2019)

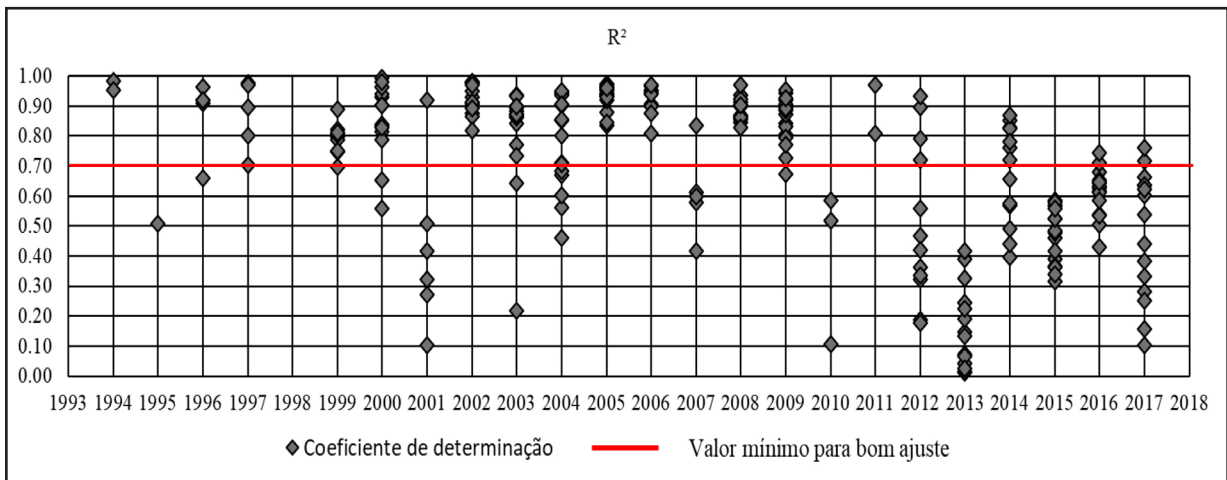
Em que: f = Frequência do ajuste; χ^2 red.médio = Qui-quadrado reduzido médio.

Aplicação do ajuste *Cauchy*

Das 360 séries de dados de NDVI, correspondendo aos 15 pontos nos quais ocorreu alteração antrópica, 124 séries foram eliminadas, não correspondendo aos critérios de avaliação quanto à quantidade e distribuição dos dados. Então, 236 séries foram testadas utilizando a função *Cauchy* para ajuste (Figuras 4 e 5).

Figura 4 – Coeficiente de determinação (R^2) para as 236 séries de NDVI

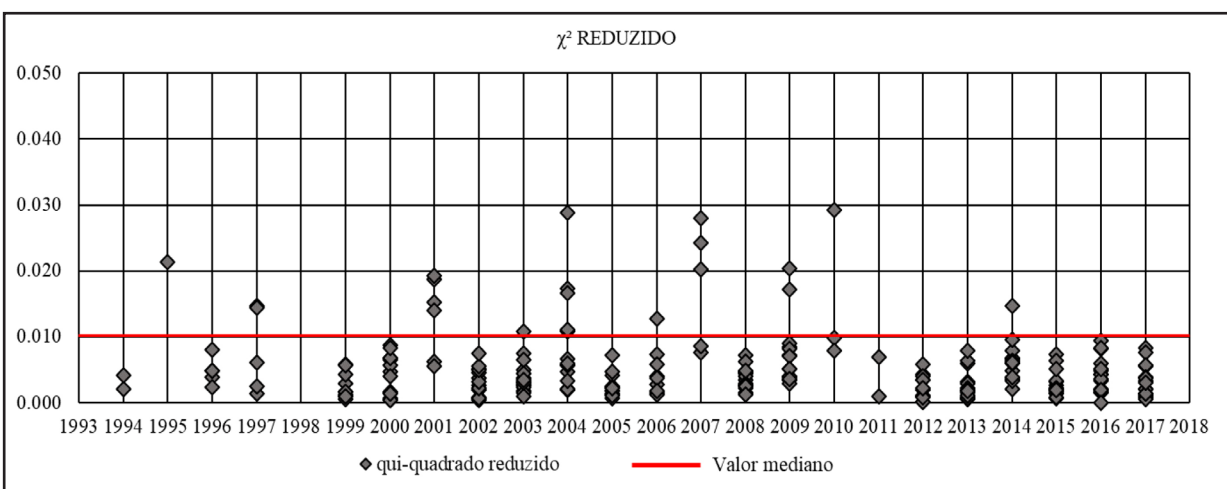
Figure 4 – Coefficient of determination (R^2) for the 236 NDVI series



Fonte: Autores (2019)

Figura 5 – Qui-quadrado reduzido (χ^2 reduzido) para as 236 séries de NDVI

Figure 5 – Reduced chi-square (reduced χ^2) for the 236 NDVI series



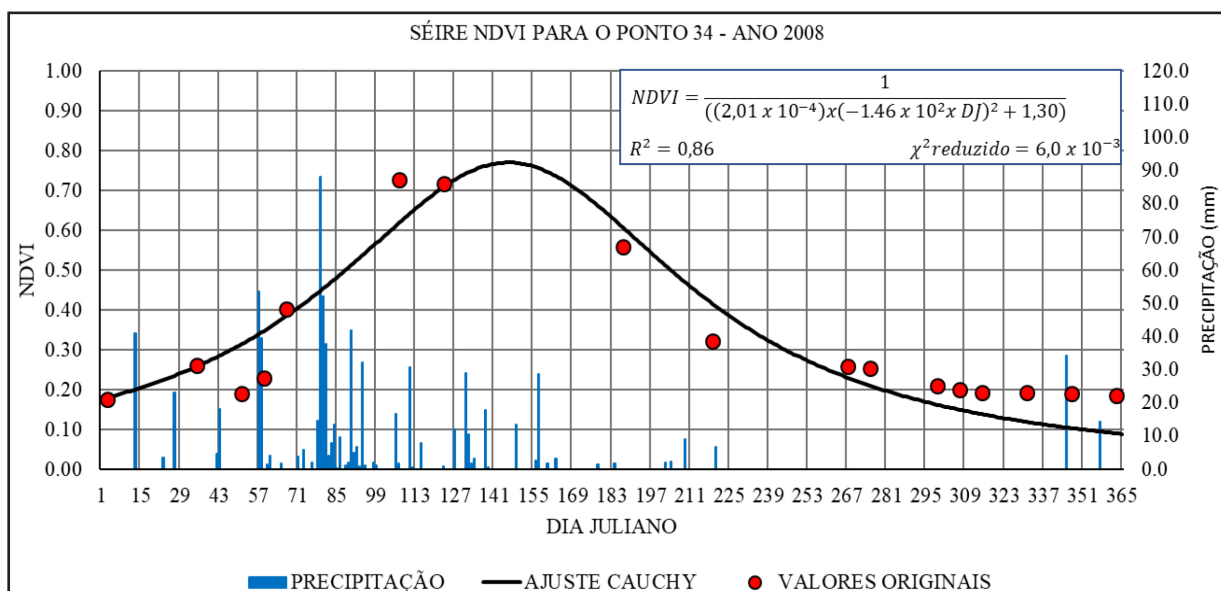
Fonte: Autores (2019)

Das 236 séries testadas, 143 (60%) apresentaram bom ajuste aos dados de NDVI utilizando a função de *Cauchy*, com valores de R^2 acima de 0,70 (valor considerado neste estudo como mínimo para um bom ajuste), das quais apenas 26% correspondem a anos em que a precipitação esteve abaixo da média do período e 74% a anos em que a precipitação estava acima da média. Nos anos com baixa precipitação obteve-se um coeficiente de determinação (R^2) médio de 0,56 e χ^2 reduzido médio de porque a resposta espectral da vegetação na Caatinga nesses anos apresenta pouca variação ao longo do tempo. Para os anos com precipitação acima da média obtiveram-se valores de R^2 atingindo até 0,99, com valor médio de 0,82, e com qui-quadrado reduzido médio de, sendo as funções capazes de reconstruir as séries de NDVI.

Quanto mais sensível for a vegetação aos ciclos de chuva, ou seja, ampliar ou reduzir sua fotossíntese durante os períodos de chuva e estiagem, respectivamente, mais intensa se torna a relação do NDVI com a biomassa da vegetação. Essa característica é bem própria da Caatinga, em que durante o período de chuvas a vegetação aumenta sua folhagem, o que corresponde ao ganho de biomassa e elevação da atividade fotossintética, sendo verificados pelo aumento do NDVI. No período sem chuvas, a vegetação reduz a fotossíntese, muitas vezes perdendo folhagem (redução da biomassa), o que é traduzido em valores baixos de NDVI. Esse ciclo anual de precipitação gera uma curva em forma de parábola para o NDVI, o que pode ser verificado na Figura 6, onde o índice atinge seu valor máximo, próximo a 0,80. Para exemplificar esta análise, as Figuras 6 e 7 demonstram o comportamento do NDVI em resposta à precipitação, com a função de ajuste. Nos anos com baixa precipitação, a parábola que descreve a função de ajuste deixa de existir (Figura 7) e passa a ter um comportamento quase linear, com valor médio de NDVI igual a 0,25, fazendo com que o ajuste *Cauchy* apresente menor coeficiente de determinação ($R^2 = 0,65$).

Figura 6 – Ajuste *Cauchy* para um ano com precipitação acima da média

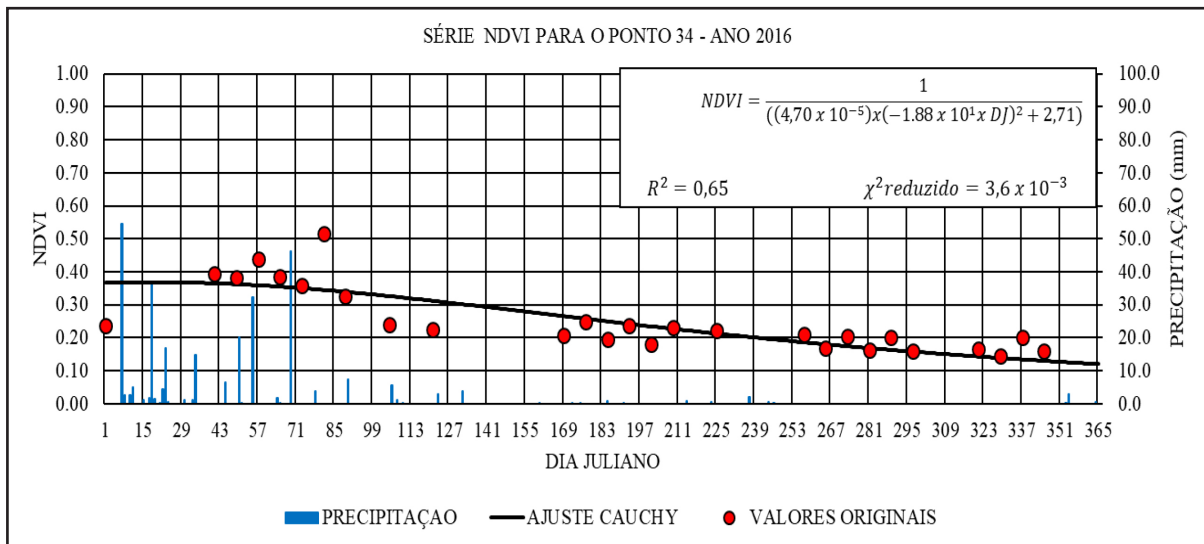
Figure 6 – Cauchy fit for a typical rainy year



Fonte: Autores (2019)

Figura 7 – Ajuste *Cauchy* para um ano com baixa precipitação

Figure 7 – Cauchy fit for a typical dry year



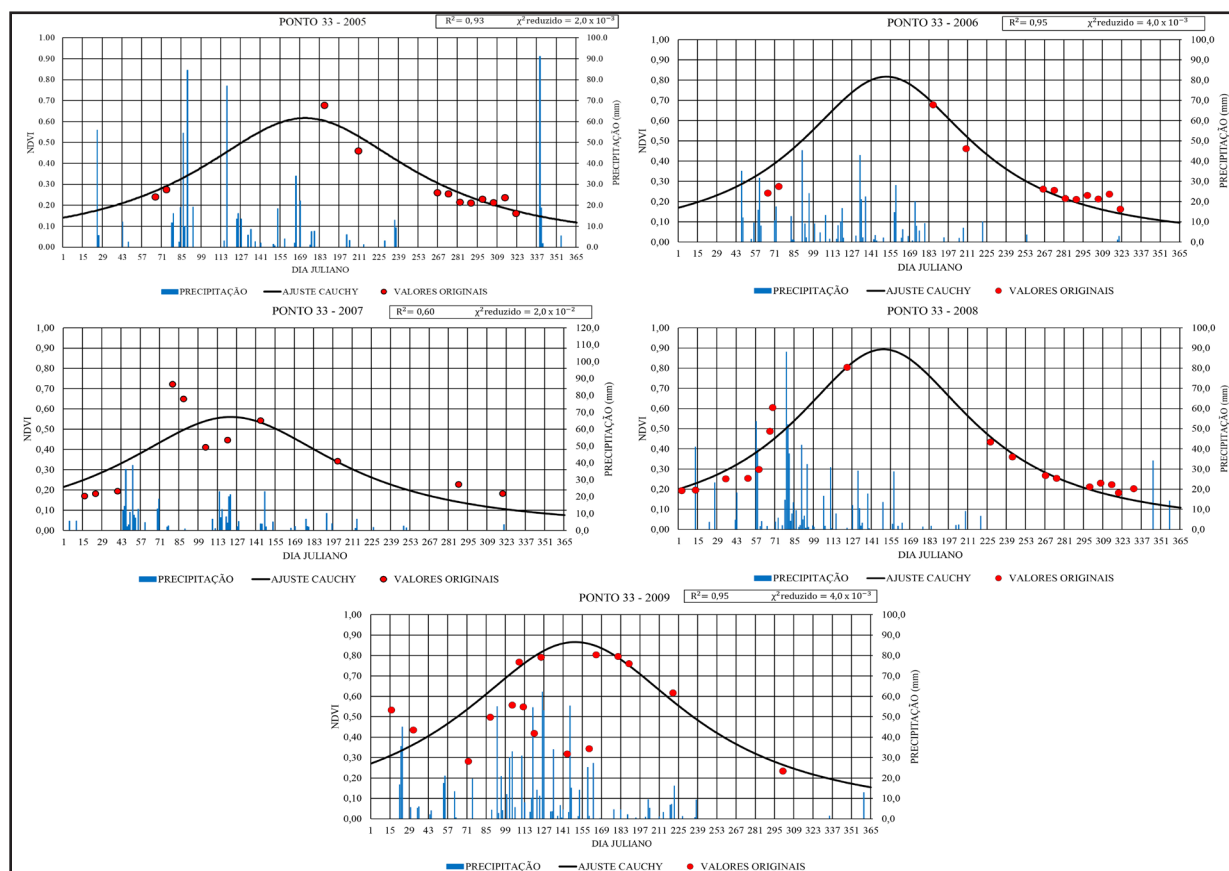
Fonte: Autores (2019)

Pode-se verificar na Figura 8 e na Tabela 5 uma sequência de anos (2005-2008) para o ponto 33, no qual houve alteração da cobertura ocasionada por ação antrópica no ano de 2006, segundo Cunha (2018). Verifica-se que, mesmo quando ocorre a alteração, nos anos subsequentes a curva continua se ajustando bem aos dados de NDVI, com exceção de 2007, ano com baixa precipitação após a mudança. Isso ocorre devido à existência de vegetação rasteira ou mesmo parte da vegetação natural que não foi totalmente removida, que ainda respondem aos ciclos de precipitação, apresentando atividade fotossintética. Os valores de NDVI mostram o mesmo comportamento observado na vegetação preservada. Entretanto, nos anos com baixa precipitação não há picos nos valores de NDVI, mudando seu comportamento padrão e não propiciando um bom ajuste da função.

Dos 15 pontos em que ocorreu a mudança de cobertura, em apenas 7 a mudança ocorreu dentro do período analisado (1994-2017), sendo possível a verificação do comportamento posterior à mudança apenas para esses pontos. O ajuste manteve-se bom em 6 pontos (86%) após a mudança de cobertura e em apenas um ponto (28) não apresentou bom ajuste após a mudança (14%). No ponto 28, a mudança ocorreu em 2011 e nos anos posteriores à mudança, apenas o ano de 2014 foi chuvoso (e foi descartado por possuir dados mal distribuídos), sendo os demais secos. Isso pode ter influenciado o ajuste deficiente após a mudança de cobertura, uma vez que a função não apresenta bom desempenho nos anos secos. Portanto, é perceptível a sensibilidade do NDVI à variação no regime pluviométrico da região, transformando o formato da parábola do ajuste da função *Cauchy* conforme a precipitação. Contudo, ele não é sensível às mudanças de cobertura do solo, uma vez que seu comportamento permanece o mesmo tanto para áreas inalteradas como para aquelas que sofreram algum tipo de alteração causada por atividade humana.

Figura 8 – Ajuste da função *Cauchy* para o ponto 33

Figure 8 – Cauchy fit to point 33



Fonte: Autores (2019)

Tabela 5 – Valores de R^2 e χ^2 reduzido para os ajustes de 2005-2008 no ponto 33

Table 5 – Values of R^2 and reduced χ^2 to 2005-2008 fitting in point 33

Ano	R^2	χ^2 red.
2005	0,93	0,002
2006	0,95	0,004
2007	0,60	0,020
2008	0,92	0,003
2009	0,95	0,004

Fonte: Autores (2019)

Em que: R^2 = coeficiente de determinação; χ^2 red = qui-quadrado reduzido anual.

Conclusões

A função *Cauchy* apresentou bom ajuste, representando bem as séries de NDVI para os pontos observados. As séries modeladas podem ser utilizadas em estudos mais específicos sobre a fenologia da Caatinga, o sequestro de carbono da vegetação e sua relação com as mudanças climáticas, já que fornecem informações em escala diária sobre o comportamento da vegetação e sua resposta aos eventos de precipitação. Para os anos mais secos, a função *Cauchy* não apresentou bom ajuste, com baixo valor de R^2 para a maioria dos pontos. Outras funções podem ser testadas no intuito de agregar outra função para anos mais secos, gerando uma série multitemporal do índice.

Em regiões com grande cobertura de nuvens durante a maior parte do ano, como a área de estudo deste trabalho, a obtenção de uma função matemática capaz de reconstruir séries temporais de NDVI, como a função *Cauchy*, torna-se ferramenta importante nos estudos sobre os recursos naturais, uma vez que possibilita quantificar e qualificar a biomassa e fornecer informações importantes a respeito do ciclo de crescimento e senescência da vegetação, ou seja, o entendimento de sua fenologia.

As informações fornecidas aqui sobre as limitações da representação matemática de séries de dados de sensoriamento remoto também podem ser importantes para melhorar essa técnica e fornecer subsídio para estudos mais complexos da vegetação em escalas temporais e espaciais cada vez mais detalhadas, na tentativa de entender e simular com maior acurácia os processos que ocorrem na superfície da terra.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq (Projeto Bramar, processo 550059/2014-8), à FINEP (Projeto Bramar, processo 01.13.0340.00), à CAPES e à ANA (Projeto Secas e Cheias, processo 88887.115880/2015-01), à FAPESP (Projeto Mercurius, processo 2015/24461-2), ao INCT Mudanças Climáticas e à Rede Clima.

Referências

- ATKINSON, P. M. *et al.* Inter-comparison of four models for smoothing satellite sensor time-series data to estimate vegetation phenology. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 123, p. 400-417, 2012.
- BECK, P. S. A. *et al.* Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: a new method using MODIS NDVI. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 100, p. 321-334, 2006.
- CADIER, E.; FREITAS, B. J.; LEPRUN, J. C. **Bacia Experimental de Sumé: instalação e primeiros resultados**. Recife: SUDENE, 1983. 87 p.
- CAI, Z. *et al.* Performance of Smoothing Methods for Reconstructing NDVI Time-Series and Estimating Vegetation Phenology from MODIS Data. **Remote Sensing**, [s. l.], v. 9, n. 12, p. 1271-1289, 2017.
- CHEN, J. *et al.* A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 91, n. 3/4, p. 332-344, 2004.

- CUNHA, J. E. B. L. **Monitoramento ambiental por sensoriamento remoto: avaliação, automação e aplicação ao bioma Caatinga utilizando séries históricas Landsat**. 2018. Tese (Doutorado em Recursos Naturais) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2018.
- FOGA, S. *et al.* Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 194, p. 379-390, 2017.
- HIRD, J. N.; MCDERMID, G. J. Noise reduction of NDVI time series: an empirical comparison of selected techniques. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 113, n. 1, p. 248-258, 2009.
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2. ed. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598 p.
- JONES, G. H.; VAUGHAN, A. R. **Remote sensing of vegetation: principles, techniques and applications**. Oxford: Oxford University Press, 2010. 353 p.
- JÖNSSON, P.; EKLUNDH, L. Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, [s. l.], v. 40, n. 8, p. 1824-1832, 2002.
- JULIEN, Y.; SOBRINO, J. A. Comparison of cloud-reconstruction methods for time series of composite NDVI data. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 114, n. 3, p. 618-625, 2010.
- JULIEN, Y.; SOBRINO, J. A. Optimizing and comparing gap-filling techniques using simulated NDVI time series from remotely sensed global data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [s. l.], v. 76, p. 93-111, 2019.
- KANDASAMY, S. *et al.* A comparison of methods for smoothing and gap filling time series of remote sensing observations - application to MODIS LAI products. **Biogeosciences**, [s. l.], v. 10, p. 4055-4071, 2013.
- KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D. C. Série temporal de índice de vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 17, n. 10, p. 1116-1123, 2013.
- LEROUX, L. *et al.* Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: lessons learned from regional and local level analyses. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 191, p. 38-54, 2017.
- LIU, R. *et al.* Global evaluation of gap-filling approaches for seasonal NDVI with considering vegetation growth trajectory, protection of key point, noise resistance and curve stability. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 189, p. 164-179, 2017.
- LOURENÇO, R. V. *et al.* Análise temporal do NDVI sob condições de caatinga preservada. In: INOVAGRI INTERNATIONAL MEETING, 3., Fortaleza. **Anais [...]**. Fortaleza: [s. n.], 2015. p. 808-814.
- MARKERT, K. *et al.* Historical and Operational Monitoring of Surface Sediments in the Lower Mekong Basin Using Landsat and Google Earth Engine Cloud Computing. **Remote Sensing**, [s. l.], v. 10, n. 6, p. 909-928, 2018.
- MARIANO, D. A. *et al.* Use of remote sensing indicators to assess effects of drought and human-induced land degradation on ecosystem health in Northeastern Brazil. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 213, p. 129-143, 2018.
- PARAÍBA. Agência Executiva de Gestão das Águas. [Website]. João Pessoa, 2018. Disponível em: <http://www.aesa.pb.gov.br/aesa-website/>. Acesso em: 15 jun. 2018.
- PASTOR-GUZMANA, J.; DASHA, J.; ATKINSON, M. P. Remote sensing of mangrove forest phenology and its environmental drivers. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 205, p. 71-84, 2018.

SILVA, C. R. *da et al.* Analysis of the phenology dynamics of Brazilian caatinga species with NDVI time series. **Cerne**, Lavras, v. 24, n. 1, p. 48-58, 2018.

SILVA, W. P. *da et al.* “LAB Fit Ajuste de Curvas”: um software em português para tratamento de dados experimentais. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, São Paulo, v. 26, n. 4, p. 419-427, 2004.

TESTA, S. *et al.* MODIS-derived EVI, NDVI and WDRVI time series to estimate phenological metrics in French deciduous forests. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [s. l.], v. 64, p. 132-144, 2018.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **Landsat Surface Reflectance Quality Assessment/Landsat Missions**. [S. l., 2018]. Disponível em: <https://landsat.usgs.gov/landsat-surface-reflectance-quality-assessment/>. Acesso em: 17 dez. 2018.

VERBESSELT, J. *et al.* Remotely sensed resilience of tropical forests. **Nature Climate Change**, [s. l.], v. 6, n. 11, p. 1028-1031, 2016.

ZHANG, Q. *et al.* Vegetation phenology on the Qinghai-Tibetan Plateau and its response to climate change (1982–2013). **Agricultural and Forest Meteorology**, [s. l.], v. 248, p. 408-417, 2018.