ISSN:1984-2295

Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>

Análise de tendências de índice de vegetação (IV) MODIS na bacia do Paraíba do Sul

Pedro José Farias Fernandes, e-mail: pjf_fernandes@yahoo.com.br Raul Sanchez Vicens, e-mail: rsvicens@gmail.com Raphael Girão, e-mail: raphaelgirao@hotmail.com Luiz Felipe de Almeida Furtado. E-mail: chefechefe@gmail.com UFF

Artigo recebido em 09/11/2018 e aceito em 05/02/2019

RESUMO

O objetivo é identificar tendências na cobertura vegetal da bacia do Paraíba do Sul a partir de Índice de Vegetação (IV) MODIS no período 2000-2015. Para escolher entre NDVI e EVI, foi feita uma análise de correlação entre cada IV e a série TRMM. Para comparar as técnicas de tendências de regressão linear (LM) e *Mann-Kendall* (MK), os seguintes cálculos foram feitos para cada técnica: tendências das médias anuais, tendências das médias calculadas para cada um dos 12 meses, e tendências com a série temporal completa (para o teste MK, com e sem a aplicação da remoção da sazonalidade e da autocorrelação serial). Finalmente, tentou-se identificar os tipos de tendências a partir da correlação IVxTRMM e do algoritmo DBEST de segmentação temporal. O EVI apresentou maior valor médio de r^2 com dados TRMM ($r^2=0,30$). As técnicas apresentaram padrão espacial semelhante, e no caso das tendências calculadas a partir de médias anuais por LM, o padrão espacial foi similar ao teste MK com remoção da sazonalidade e autocorrelação serial (*Kappa* de 0,501) sem mascarar tendências verdadeiras. Percebe-se tendências de redução do EVI nos meses mais quentes, e de aumento nos meses mais frios. De maneira geral, as médias anuais de EVI estão diminuindo em algumas áreas da bacia, como a Serra do Mar. A correlação entre o EVIxTRMM mostrou-se simplista para a identificação das tendências, e as mudanças abruptas identificadas pelo DBEST ocupam, aproximadamente, 1,82% da bacia, e as mudanças não abruptas abrigam 13,15% da bacia.

Palavras-chave: Tendências, EVI, MODIS

Modis Vegetation Index trend analysis in Paraíba do Sul basin

ABSTRACT

This study aims to identify trends in vegetation cover of Paraíba do Sul basin using MODIS Vegetation Index (VI) in the 2000-2015 period. To choose between NDVI and EVI, a correlation analysis was performed between each IV and the TRMM serie. In order to compare linear regression (LM) and Mann-Kendall (MK) trends, the following calculations were made for each technique: annual mean trends, trends for each of the 12 months, and trends for the whole VI serie (for the MK test, calculations were made with and without seasonality and serial autocorrelation removal). Finally, attempts to classify trends were made using IVxTRMM correlation and the DBEST algorithm of temporal segmentation. EVI showed a higher mean value of r^2 with TRMM data ($r^2 = 0.30$). The spatial pattern was similar between trend techniques. The annual mean linear regression spatial pattern was similar to the MK test with the seasonality and serial autocorrelation removal (*Kappa* of 0.501) without masking true trends. Browning trends (EVI reduction) were detected in the warmer months, and greening, in the cooler months. In general, the EVI annual mean is decreasing in some basin, such as Serra do Mar. The EVIxTRMM correlation was simplistic for trend identification. The abrupt changes identified by DBEST algorithm occupy, approximately, 1.82% of basin area, and non-abrupt changes, 13.15% of the basin.

Keywords: Trends, EVI, MODIS

Introdução

A vegetação é um dos principais componentes da biosfera e do sistema climático (Jong et al., 2011) e sua alteração pode causar impactos ambientais em diferentes escalas. Nesse

âmbito, o monitoramento da vegetação torna-se relevante e subsidia o planejamento e o ordenamento territorial/ambiental, o que se reflete na temática de artigos recentes. Dentro dessa

perspectiva, o sensoriamento remoto emerge como uma importante fonte de dados ambientais utilizados no monitoramento da dinâmica da paisagem e detecção de mudanças na cobertura vegetal, uma vez que mudanças ambientais podem ser detectadas em grandes porções da superfície terrestre, já que há uma obtenção de dados orbitais de maneira repetida (Chen et al., 2014). Nessa temática de detecção de mudanças a partir de séries temporais de imagens orbitais, há uma demanda pelo desenvolvimento de metodologias que forneçam avaliações do estado da vegetação e de suas tendências (Allen et al., 2015).

Diante do grande volume de dados orbitais, há esforços para o desenvolvimento de produtos adequados ao monitoramento da vegetação e análise de tendências, como é o caso dos produtos MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*). Tais produtos são imagens referentes a atributos derivados da reflectância de alvos da superfície terrestre, como os índices de vegetação (IVs). Esses índices são calculados com base no contraste entre as reflectâncias na banda do vermelho e do infravermelho próximo, que ocorrem em alvos de vegetação, como p. ex., o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e o EVI (*Enhanced Vegetation Index*), utilizados em estudos de tendências e fenologia da vegetação (Karkauskait et al., 2017).

A disponibilidade desses dados possibilita utilizar os IVs para capturar as dinâmicas das mudanças na vegetação e na interpretação de suas tendências (Jong et al., 2011), uma vez que os fatores perturbadores da cobertura vegetal modificam os valores dos IVs. Por isso, IVs como o NDVI e EVI, são relacionados com produtividade vegetal (Mishra et al., 2015), variáveis biofísicas (biomassa, índice de área foliar, teor de clorofila, etc.) (Chen et al., 2014), e vigor vegetativo.

Desse modo, como mostram Mishra et al. (2015), IVs são usados no monitoramento da produtividade da vegetação, e para o estudo de tendências (Jong et al., 2011). As tendências nos IVs podem ser positivas (*greening*, relacionada com aumento do vigor vegetativo e/ou regeneração) e negativas (*browning*, relacionada com redução do vigor vegetativo e/ou mudanças como desmatamento). Sendo assim, a análise de tendência na resposta espectral nas imagens orbitais fornece uma caracterização detalhada dos eventos de perturbação, assim como as condições antes e depois das mudanças encontradas (Hermosilla et al., 2015). Um exemplo que mostra a relevância recente dos dados de sensoriamento remoto no estudo de tendências da vegetação é o mapa de tendências na

produtividade vegetal da tundra desenvolvido por Lara et al. (2018).

As técnicas podem ser paramétricas - como a regressão linear simples (Forkel et al., 2013; Jong et al., 2011; Fensholt et al., 2009) - e não paramétricas, como os testes de *Mann-Kendall* e *Theil-Sen* (Detsch et al., 2016; Mishra et al., 2015). Tais técnicas têm sido aplicadas na literatura com resultados adequados para análise de tendências na cobertura da terra. A regressão linear simples foi utilizada por Mildrexler et al. (2016), Ju e Masek (2016), Eckert et al. (2015), Chen et al. (2014), Sonnesnschein et al. (2011), Fensholt et al. (2009); a técnica de *Man-Kendall* por Detsch et al. (2016), Beurs et al. (2015); e a de *Theil-Sen* por Mishra et al. (2015) e Guay et al. (2014).

A bacia do rio Paraíba do Sul (Figura 1) é uma área de estudo pouco pesquisada no campo do sensoriamento remoto e relevante para a realização de experimentos de análise de tendências na cobertura vegetal, por ser importante para a economia brasileira, abastecer a região metropolitana do RJ e por ter sofrido processos de industrialização e degradação ambiental (Ovalle et al., 2013). Apesar do estudo de Jong et al. (2011) utilizar imagens NDVI de 8 km de resolução espacial e identificar tendências em escala global, é possível visualizar áreas de tendência negativa (1981-2006) na bacia nos mapas feitos. Por isso, para um melhor conhecimento do comportamento da cobertura vegetal da bacia do Paraíba do Sul, é necessário focar as análises somente na área de estudo, e utilizar dados com resolução espacial mais fina.

Diante dessas questões, o presente artigo pretende identificar tendências positivas e negativas na cobertura vegetal da bacia do rio Paraíba do Sul a partir de um IV MODIS (NDVI ou EVI) no período 2000-2015. Especificamente, busca-se (i) comparar os IVs quanto à correlação com dados de precipitação TRMM para escolher o melhor resultado para se proceder com os testes de tendência; (ii) avaliar as técnicas para o cálculo das tendências (regressão linear simples e *Mann-Kendall*) no IV escolhido, além da necessidade de dois pré-processamentos antes do teste de *Mann-Kendall*: remoção do sinal sazonal e da autocorrelação serial; (iii) analisar as tendências obtidas no IV selecionado junto com dados de precipitação TRMM.

Material e métodos

Área de estudo

A área de estudo é a bacia do rio Paraíba do Sul com aproximadamente 56500 km², localizada

no sudeste brasileiro, englobando três Estados: Rio de Janeiro, São Paulo e Minas Gerais (Figura 1). É uma bacia hidrográfica importante para a economia do sudeste, principalmente, por abastecer a região metropolitana do Estado do RJ.

A bacia está inserida no bioma da Mata Atlântica. Entretanto, pelo histórico de degradação

ambiental e de ocupação ao longo do tempo, a vegetação nativa foi reduzida. A sua importância econômica é evidente, já que importantes indústrias estão localizadas na bacia.

Figura 1. Localização da bacia do rio Paraíba do Sul.

Material

Foram utilizados o EVI e NDVI MODIS (produto MOD13Q1, cenas h13v11 e h14v11) entre 2000 e 2015, com resoluções espacial e temporal de 250 m e 16 dias, respectivamente, disponíveis no sítio *Data Pool* do USGS (Serviço Geológico dos Estados Unidos). Tal é uma composição temporal de 16 dias calculada por algoritmo que determina o melhor valor de refletância por *pixel*, com base na menor cobertura de nuvens possível, baixo ângulo de visada e o maior valor do próprio IV (Didan, 2015). Também, foi utilizada a precipitação TRMM (produto 3B43, com resolução temporal mensal de 1998-2016, e espacial de aproximadamente 25 km). O produto 3B43 é gerado a partir de medidas de sensores de microondas e de infravermelho, em que é selecionada a melhor estimativa da precipitação.

Métodos

Primeiramente (Figura 2), as séries temporais com os IVs MODIS de EVI e NDVI, após as reprojeções para o sistema UTM fuso 23N, foram suavizadas com o filtro 4253H *twice* para a atenuação de ruídos causados por nuvens, falhas de processamento e no detector, variações de geometria de visada, entre outros (Oliveira et al.,

2014). A escolha de tal filtro se deu por causa dos resultados encontrados por Fernandes et al. (2018) para série temporal de NDVI MODIS da mesma área de estudo e mesmo recorte temporal. O algoritmo calcula medianas em janelas temporais com tamanhos 4, 2, 5 e 3 na série temporal e aplica, posteriormente, a função de *Hanning*, em que o ponto central da janela possui maior peso, nos dados e nos resíduos (Velleman, 1980). Os coeficientes da função de *Hanning* são obtidos pela Equação 1 (Adami, 2010; Velleman, 1980):

$$w(n) = 0.5 \left(1 - \cos \left(2\pi \frac{n}{N} \right) \right) (1)$$

Em que $0 \leq n \leq N$, onde N é o tamanho da série, n é o ponto calculado, e w o coeficiente obtido para o ponto n . Os filtros de mediana com diferentes janelas são aplicados na série temporal. Depois, é executada a função de *Hanning* (Equação 2) nos dados com janela de tamanho 3 (Adami, 2010). Calcula-se os resíduos, aplicando-se a suavização. Ao final, soma-se os resíduos filtrados a série temporal suavizada.

$$z_t = (1/4)y_{t-1} + (1/2)y_t + (1/4)y_{t+1} (2)$$

Figura 2. Fluxograma de metodologia.

Para escolher o IV que será utilizado no cálculo das tendências, foi feita uma análise de correlação entre um IV como variável dependente e a série temporal TRMM 3B43 como variável independente, conforme procedimento semelhante ao adotado por Saito (2015). Para tal, foram calculadas as médias mensais de EVI e NDVI de fevereiro de 2000 até dezembro de 2015, para que pudessem ser pareadas com as 191 imagens de médias mensais de precipitação TRMM para o mesmo período. Os dados TRMM foram reamostrados para 250 m pelo método do vizinho mais próximo. Com o IV selecionado, foram obtidas as tendências utilizando duas técnicas diferentes mostradas na literatura recente de sensoriamento remoto para realizar a comparação entre elas: regressão linear simples e coeficiente de correlação de *Mann-Kendall*.

Cálculo de tendências

O método mais simples para a obtenção das tendências é pelo modelo de regressão linear simples, em que o coeficiente angular da reta indica se a tendência é positiva ou negativa. A significância é obtida pelo teste F (no presente trabalho, utilizou-se $p < 0,05$). A outra perspectiva se dá pelas técnicas não paramétricas, que são mais adequadas para dados sem distribuição normal, ruidosos e com valores faltantes (Yue et al., 2002). A literatura em sensoriamento remoto, quando utiliza métodos não paramétricos, opta pelo cálculo do coeficiente de correlação de *Mann-Kendall* (tau) ou pela declividade mediana de *Theil-Sen*. A significância das duas métricas é calculada pelo teste de *Mann-Kendall* que indica a presença de tendência monotônica. Optou-se pelo tau de *Mann-Kendall* ($p < 0,05$) no presente trabalho. Autores como Fensholt et al. (2009) mostram que a regressão linear simples é robusta e de fácil implementação para análise de tendências em dados de sensoriamento remoto. Enquanto outros afirmam que as técnicas não paramétricas são mais

adequadas contra os efeitos de variações na sazonalidade (Jong e Bruin, 2012) e *outliers* ou ruídos (Neeti e Eastman, 2011).

Há duas questões ao se proceder com o teste de *Mann-Kendall*. O primeiro é em relação às flutuações sazonais que podem mascarar os sinais de tendências reais (Detsch et al., 2016). Para remover tal efeito, calcula-se as anomalias da série dentro de uma janela sazonal adequada (Detsch et al., 2015; Appelhans et al., 2015). As anomalias são subtraídas da imagem original, gerando uma série temporal sem o sinal sazonal. A segunda questão tem relação com a autocorrelação serial, que pode fazer com que o teste de *Mann-Kendall* detecte tendências falsas (Detsch et al., 2015; NEETI, EASTMAN, 2011). Para diminuir esse efeito, aplica-se técnicas de *prewhitening* (Wang e Swail, 2002; Yue et al., 2002). Os cálculos são iterativos e ajustam os dados de tal forma que seja possível atenuar os efeitos da autocorrelação serial (Salviano et al., 2016). Yue et al. (2002) propõe um algoritmo de *prewhitening* e mostram que os outros métodos testados podem fornecer avaliações não exatas da significância de uma tendência. Os autores concluem que seu algoritmo fornece uma avaliação melhorada da significância de uma tendência monotônica. E em dados de sensoriamento remoto, este algoritmo é utilizado por Detsch et al., 2016 e Detsch et al., 2015. Entretanto, Bayazit e Onoz (2007) mostram que o procedimento de *prewhitening* deve ser evitado em alguns casos, como de quando o tamanho da amostra é grande ($n \geq 50$), quando a declividade da tendência é alta ($\geq 0,01$) e quando o coeficiente de variação da série é baixo, o que pode fazer com que tendências verdadeiras não sejam detectadas. Por tais discussões, é necessário avaliar os resultados dos dois testes de tendência propostos no presente trabalho, e no caso do teste de *Mann-Kendall*, os dois pré-processamentos supracitados.

Quando as tendências são obtidas em valores agregados dentro de uma janela temporal (p. ex. Médias anuais ou tendências calculadas para um

determinado mês), os efeitos da sazonalidade e da autocorrelação serial são diminuídos (Forkel et al., 2013; Jong e Bruin, 2011), não havendo a necessidade de aplicar as correções supracitadas ao garantir a independência das amostras para a regressão linear simples (fato corroborado pela realização, no presente trabalho, do teste de *Durbin-Watson* para verificar a existência de autocorrelação nos dados agregados em janelas temporais, em que a hipótese nula de que a autocorrelação igual a zero foi aceita com $p > 0,05$).

Portanto, com o objetivo de escolher a técnica que gerou os melhores resultados, as tendências foram calculadas de 3 maneiras para cada técnica: (i) tendências das médias anuais, (ii) tendências das médias calculadas para cada um dos 12 meses, e (iii) tendências com a série temporal completa - sendo que para o teste de *Mann-Kendall*, com e sem a aplicação da remoção da sazonalidade (Appelhans et al., 2015) e da autocorrelação serial (Yue et al., 2002). Para comparar as técnicas, a exatidão global e o índice *Kappa* foram calculadas entre as imagens geradas pela técnica de *Mann-Kendall* (referência) e regressão linear simples, a partir de 1000 pontos selecionados aleatoriamente por toda extensão da bacia. Posteriormente, as imagens de tendência selecionadas foram analisadas junto com dados de precipitação TRMM, para que se pudesse iniciar um entendimento sobre a dinâmica espaço-temporal.

Finalmente, a partir do EVI, foram feitas tentativas para identificar os tipos de tendências na cobertura da terra na área de estudo: (i) cruzamento entre a imagem de tendências de um índice de vegetação (IV) com a imagem correlação entre o IV e precipitação TRMM, como feito por Saito (2015); e (ii), o algoritmo DBEST de segmentação temporal (Jamali et al., 2015; Tomov, 2016) que identifica mudanças abruptas e não abruptas, através de pontos de quebra na série temporal, calculados por parâmetros definidos pelo usuário como a magnitude da mudança, sazonalidade e duração da mudança. A avaliação do mapa gerado pelo algoritmo DBEST foi feita com base na interpretação visual de 30 pontos selecionados aleatoriamente para cada classe do mapa, a partir da série histórica de imagens disponíveis no *Google Earth*.

Resultados

Análise da correlação entre os IVs e dados de precipitação TRMM

A média e mediana das imagens r^2 (Figura 3) do EVI (média e mediana de 0,3) foram maiores e menores, respectivamente, em relação ao NDVI (média de 0,12 e mediana de 0,11). De maneira geral, o EVI apresentou maiores correlações com os dados TRMM.

Além disso, os histogramas das imagens dos coeficientes de determinação revelam que o EVI alcança valores maiores (até 0,71), enquanto o NDVI alcança até 0,64 concentrando-se na faixa de 0 até aproximadamente 0,4 (Figura 4). Sobre os valores-p, a correlação EVI x TRMM apresentou 97,86% dos *pixels* significantes ($p < 0,05$), enquanto a outra apresentou 86,1% dos *pixels* significantes ($p < 0,05$).

Uma maior sensibilidade do EVI aos dados TRMM é mostrada nos resultados encontrados por Goltz et al. (2007), em que os autores compararam o EVI e o NDVI para o monitoramento de áreas alagadas no Pantanal e revelam que o EVI foi mais sensível às modificações das condições hidrológicas. Além disso, Roodposhti et al. (2017) demonstram que o EVI serve como indicador da umidade do solo e da vegetação.

E como afirmam Zhou et al. (2014), o EVI está bem correlacionado com índice de área foliar, atividade fotossintética do dossel e produtividade primária, por isso, tais autores utilizaram o EVI no estudo da tendência da floresta equatorial do Congo. Os resultados deles mostram correlações significativas com medidas de precipitação *in situ* ($r = 0,48$ a $0,69$) e com dados TRMM ($r = 0,46$ a $0,69$).

Desse modo, os testes seguintes de cálculo de tendências foram feitos com o EVI, uma vez que na bacia do Paraíba do Sul, o EVI se mostrou mais sensível aos dados TRMM.

Entretanto, vale lembrar que a sensibilidade do EVI a chuva pode variar de acordo com a área de estudo, como mostram Zoungrana et al. (2015), alguns autores identificam uma maior sensibilidade do NDVI aos dados de chuva. E Zoungrana et al. (2015) encontram uma sensibilidade um pouco maior do NDVI a variabilidade de chuva.

Figura 3. Imagens r^2 para cada IV.

Figura 4. Histogramas das imagens dos coeficientes de determinação dos IVs.

Comparação de técnicas de tendências

O padrão espacial das técnicas (Figura 5), os valores de áreas com tendências significativas (Tabela 1) foram semelhantes entre as três técnicas utilizadas no cálculo das tendências de EVI, o que é corroborado pelo cálculo da exatidão global e índice *Kappa* (Tabela 2), utilizando-se as imagens geradas pela técnica de *Mann-Kendall* como referência. O uso de regressão linear apresentou a detecção de maior área de tendências significativas ($p < 0,05$). Entretanto, os valores estão próximos ao das outras técnicas. Nota-se que o mês de fevereiro apresentou mais *pixels* com tendências negativas, e o mês de julho, mais *pixels* com tendências positivas.

Beurs et al. (2015) afirmam que o uso da regressão linear viola premissas básicas que validam a análise de regressão no caso de se trabalhar com a série temporal completa e contínua. Nesse caso, testes não paramétricos podem ser

alternativas. Entretanto, para a área da bacia do rio Paraíba do Sul, pela semelhança dos resultados (tanto visual, quanto de área, exatidão global e índice *Kappa*), e considerando as técnicas não paramétricas como uma espécie de referência, pode-se dizer que a regressão linear apresentou resultados úteis para o estudo das tendências na cobertura da terra.

Tal utilidade se justifica pelo uso da agregação temporal adequada (média anual) e pela análise das tendências para cada mês, que garante a independência das medidas e atenuação do efeito de autocorrelação temporal (fatos corroborados pela aplicação nas séries de médias anuais do teste de *Durbin-Watson*, $p < 0,05$, indicando que não há autocorrelação serial nos dados). Estes dois últimos fatores não permitem a utilização da regressão linear simples para o cálculo de tendências para toda a série temporal (Forkel et al., 2013; Jong e Bruin, 2012).

Figura 5. Comparação do padrão espacial das imagens de tendências de EVI geradas pelas duas técnicas. Áreas em vermelho possuem tendência negativa ($p < 0,05$), e áreas em verde, tendências positivas ($p < 0,05$).

Tabela 1. Áreas (em %) com tendências significativas (negativa, positiva e total) para cada mês, média anual, e para toda a série temporal (Total). LM=Linear Model, MK=Mann-Kendall, MA=Média Anual, PW=Prewhitening, D=Deseason.

		J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	MA	Total	Total - PW	Total - D	Total - PW+D
LM	Neg.	29,47	38,01	20,93	7,74	5,26	2,89	1,67	1,34	2,62	11,38	14,97	15,05	8,42	26,74	-	-	-
	Pos.	0,61	0,66	1,3	5,14	17,96	26,58	28,69	17,4	6,27	1,97	1,04	1,17	6,55	8,81	-	-	-
	Total	30,08	38,67	22,23	12,89	23,22	29,49	30,36	18,74	8,89	13,35	16,01	16,22	14,97	34,54	-	-	-
MK	Neg.	27,32	32,13	17,27	6,56	4,56	2,47	1,40	1,12	2,34	9,43	11,97	12,93	6,86	30,13	35,52	42,77	3,10
	Pos.	0,53	0,49	1	3,88	13,35	21,93	24,25	15,16	5,2	1,50	0,81	0,90	5,36	7,51	0,60	18,10	3,97
	Total	27,85	32,62	18,27	10,44	17,92	24,40	25,65	16,28	7,55	10,93	12,78	13,83	12,22	37,64	36,12	60,88	7,08

Tabela 2. Exatidão global e índice *Kappa* da comparação entre classificações da regressão linear simples e do teste de *Mann-Kendall*. LM=Linear Model, MK=Mann-Kendall, MA=Média Anual, PW=Prewhitening, D=Deseason.

Classificação	Exatidão Global	Índice Kappa
Janeiro	0,9195	0,8115
Fevereiro	0,8826	0,7492
Março	0,9295	0,7797
Abril	0,9597	0,7759
Maio	0,9094	0,7416
Junho	0,9262	0,8264
Julho	0,9362	0,7114
Agosto	0,9497	0,8266
Setembro	0,9732	0,8292
Outubro	0,9564	0,8044
Novembro	0,953	0,7946
Dezembro	0,9597	0,8526
Média anual	0,9463	0,7957
Média anual (LM) com MK-D	0,6007	0,3224

Média anual (LM) com MK-PW	0,876	0,1806
Média anual (LM) com MK-D-PW	0,8893	0,501

No caso das tendências obtidas para toda a série temporal, com exceção do teste de *Mann-Kendall* com correção da autocorrelação serial e da sazonalidade, os outros resultados do teste de *Mann-Kendall* apresentaram maior área de tendências significativas em comparação com a regressão linear simples (Tabela 1).

O teste de *Mann-Kendall* apenas com a remoção da sazonalidade acaba detectando falsas tendências, como mostra a Tabela 1, 60,88% da bacia corresponde a áreas com tendências monotônicas significativas, sendo que 42,77% seriam de tendências negativas. Isto não corrobora os resultados de Jong e Bruin (2012). Dessa forma, verifica-se que a aplicação do processamento para remover o sinal sazonal acaba criando falsas tendências, como mostra a Figura 6. Nota-se, visualmente, que não há tendência originalmente na série EVI filtrada. Entretanto, com a aplicação da desazonalização, uma falsa tendência negativa é gerada.

Quando houve aplicação do *prewhitening* (Yue e Pilon, 2002), 36,12% da bacia apresentou tendências monotônicas significativas, valor este pouco menor aos 37,64% de área com tendências significativas indicadas pelo teste de *Mann-Kendall*

sem *prewhitening*. Percebe-se que a área de tendências positivas caiu de 7,51% (*Mann-Kendall* sem *prewhitening*) para 0,60% (*Mann-Kendall* com *prewhitening*), o que permite dizer que o *prewhitening* pode mascarar tendências verdadeiras.

O caso da Figura 7 mostra uma tendência negativa referente a uma mudança de cobertura da terra considerada significativa ($p < 0,05$) pelos testes de *Mann-Kendall*, e também pela regressão linear simples, tanto utilizando a série completa, quanto pelas tendências de médias anuais. No entanto, com a aplicação do *prewhitening* o valor p foi maior que 0,05 (Yue e Pilon, 2002), mascarando uma tendência real. Isto corrobora o que Bayazit e Onoz (2007) afirmam sobre casos que o *prewhitening* pode esconder tendências reais, quando o tamanho da amostra (n) é grande, e quando o coeficiente angular da reta é alto. No caso em que se aplica o *deseason* e o *prewhitening* para a execução do teste de *Mann-Kendall*, 7,08% da bacia apresentou tendências significativas. Como a remoção da sazonalidade dentro de uma janela temporal de 1 ano é feita antes do *prewhitening*, a criação de tendências falsas é reduzida.

Figura 6. Comparação entre a série temporal EVI antes e depois da remoção da sazonalidade. Coordenada UTM E=757062.7 N=-2415860, fuso 23 N, WGS 84.

Figura 7. Tendência negativa de EVI. Coord. UTM E=689825 N=-2440857, fuso 23 N, WGS 84

Entretanto, por causa do *prewhitening*, tendências verdadeiras, como a que consta na Figura 7, são escondidas. Mas, trabalhos como o de Detsch et al. (2016) e Detsch et al. (2015) mostram que as técnicas permitem a geração de resultados efetivos para o estudo das tendências na cobertura da terra. Outro ponto a ser notado, é o padrão espacial semelhante entre o resultado gerado pelo teste de *Mann-Kendall* com o sinal sazonal removido e com *prewhitening* (MK – D+PW), e o resultado gerado pela regressão linear simples de médias anuais de EVI (Figura 8), o que é corroborado pelo valor de exatidão global de 0,8893 e índice *Kappa* de 0,501 (Tabela 3) entre os dois mapas, utilizando o MK – D+PW como referência. Sendo que a regressão linear simples não mascara tendências verdadeiras

como a da Figura 7, mostrando que quando esta técnica é aplicada em dados de EVI agregados em médias anuais também é eficiente para remover a autocorrelação serial, a sazonalidade anual (como mostrou o teste de *Durbin-Watson*, $p < 0,05$) e não mascarar tendências reais (Figura 9).

A figura 9 é referente a 10 dos 30 perfis temporais de EVI, selecionados aleatoriamente a partir dos 79183 *pixels* referentes a “LM – Médias anuais” que não foram englobados pelo método “MK – D+PW”. É possível notar gráficos que indicam possíveis tendências que não foram englobados pela segunda técnica, o que permite concluir que a primeira fornece um resultado que não mascara tendências reais.

Figura 8. Tendências detectadas pela regressão linear simples das médias anuais ($p < 0,05$), e teste de MK com remoção da sazonalidade e *prewhitening* ($p < 0,05$).

Figura 9. Perfis temporais de amostras que podem indicar tendências reais.

é

Além disso, os experimentos feitos por Bayazit & Önöz (2007) indicam uma série de regras de quando não se deve aplicar o *prewhitening* já que este reduzirá a magnitude da tendência real. Os autores mostram que quando o coeficiente de variação é baixo ($=0,3$) e o coeficiente angular da reta ajustada a partir de um modelo linear de regressão simples é baixo ($b \leq 0,004$) para um conjunto de amostras grande ($n \geq 75$) não se deve utilizar o *prewhitening*. E os dados de EVI utilizados no presente trabalho atendem a esse critério, como mostra a Figura 10. Desse modo, verifica-se que o tamanho da amostra utilizada é de 365, o coeficiente de variação espacializado indica que os *pixels* se concentram em valores de até 0,3, e as tendências, calculadas a partir de regressão linear simples, de EVI para a série temporal toda estão na faixa entre -0,002 e 0,001.

Os resultados adequados da regressão linear são corroborados por aqueles alcançados por Mildrexler et al. (2016), ao utilizar a regressão linear para detectar tendências para cada mês em um índice de vulnerabilidade florestal, que leva em conta precipitação, evapotranspiração e temperatura da superfície terrestre. Ju e Masek (2016) também mostram em seus resultados a efetividade da regressão linear no cálculo de tendências para a cobertura da terra no Canadá e Alasca. Eckert et al. (2015) utilizam a regressão linear simples em série NDVI MODIS para identificar áreas degradadas na Mongólia, e mostram a precisão do método ao relacionar tendências no NDVI com chuva e mudanças na cobertura da terra. Sonnenschein et al. (2011) consideram a regressão linear efetiva para uma área mediterrânea, assim como Fensholt et al. (2009) que afirmam que a regressão linear simples

robusta e de fácil implementação para análise de dados de sensoriamento remoto. No caso das médias anuais de IV, autores que trabalharam com o NDVI mostram que a média anual está relacionada com produtividade primária anual (Eastman et al., 2013).

Outros trabalhos também utilizam a média anual de NDVI no estudo de tendências na cobertura vegetal, como Hilker et al. (2014) que usa a média anual de NDVI MODIS (2002-2012) na Mongólia e relaciona a tendência negativa com aumento da criação de gado em certas províncias.

Zhong et al. (2011) utilizam médias de NDVI SPOT VEGETATION em classes de cobertura da terra para verificar tendências no plateau tibetano. Van Leewuen et al. (2013) utilizam média anual de NDVI AVHRR GIMMS e regressão linear simples para verificar tendências na cobertura da terra na América do Sul.

Sendo assim, a média anual de IV é a métrica mais utilizada no estudo da cobertura vegetal a longo prazo (Beck et al., 2011). E como afirmam Hilker et al. (2014), tendências na cobertura vegetal de um ano para o outro podem ser identificadas a partir de métricas calculadas do IV como máximo, mínimo, reflectância integrada para todo ano e média anual. Shi et al. (2015) também mostram a relação entre EVI e média de produtividade primária em diferentes biomas. Diante dos resultados aqui apresentados, por apresentar o mesmo padrão espacial do teste de *Mann-Kendall* com *deseason* e *prewhitening* da mesma maneira que o aplicado por Destch et al. (2016) e Detsch et al. (2015), e pelos achados da técnica vista nos artigos citados, trabalhar-se-á com os resultados gerados pela regressão linear simples, no caso de tendências para cada mês e para as médias anuais de EVI.

Figura 10. (a) Espacialização do coeficiente de variação. (b) Espacialização do coeficiente angular da reta ajustada para 365 medidas de EVI ao longo do tempo.

Análise das tendências no EVI a partir de modelo linear de regressão simples

A aplicação do modelo de regressão linear simples permitiu identificar as tendências do EVI para cada mês, para as médias de EVI anuais, e para a série temporal total (365 imagens) (Figura 11). Além de se trabalhar apenas com tendências significativas ($p < 0,05$), gerou-se imagens de coeficiente de correlação e de coeficiente de determinação para tais áreas significativas, com o objetivo de avaliar os resultados das imagens de tendências. Para isso, calculou-se os histogramas das imagens de correlação (Figura 12) para a compreensão da magnitude das tendências obtidas.

Para todos os casos, com exceção do uso da série temporal total, os valores de r concentram-se, aproximadamente, na faixa maior que 0,5 ou menor que 0,5, indicando uma associação linear, no mínimo, moderada entre a variação temporal e os valores de EVI. Isso não aconteceu no caso da série temporal total, apresentando valores baixos de r , entre, aproximadamente -0,3 a 0,3, mostrando uma associação linear baixa entre as variáveis, explicada pela estabilidade da série temporal, e/ou limitações do método de regressão linear simples (e, também dos outros dois, MK e TS, já que apresentaram

padrões espaciais semelhantes) frente dificuldades como a autocorrelação serial e sazonalidade, uma vez que a regressão linear simples viola certas premissas estatísticas (Beurs et al., 2015; Forkel et al., 2013).

Nos outros casos, em que houve a agregação temporal, de acordo com as recomendações de Jong e Bruin (2012), resultados espúrios foram evitados, já que esta reduz o efeito da sazonalidade e da autocorrelação serial. Há tendências de redução do EVI nos meses mais quentes, e de aumento nos meses com temperaturas mais amenas. Fevereiro foi o mês que apresentou maior área com tendências negativas (38,01% da área total), e com o histograma da imagem de correlação com mais valores maiores que 0,5, indicando maiores relações lineares entre o EVI e o ano. Julho apresentou a maior área com tendências positivas (28,69%).

Sobre o comportamento para cada mês, em Janeiro, as tendências se apresentam negativas, atingindo maior expansão em Fevereiro, e com diminuição em Março. Depois, a partir de Abril e Maio há um período de transição para tendências positivas, que atingem seu ápice em Julho. Em Setembro, há um período de transição das áreas para tendências negativas, que vão se expandindo pela bacia até o mês de Dezembro.

Figura 11. Tendências de EVI calculadas a partir do modelo de regressão linear simples.

Figura 12. Histogramas das imagens correlação (Ano x EVI)

De maneira geral, as médias anuais de EVI estão diminuindo em certos locais da bacia, como a planície do rio Paraíba do Sul e a Serra do Mar. Dessa forma, os resultados indicam que 8,42% da área da bacia apresentam tendência negativa na média anual. Jong et al. (2011) apresentam um mapa global de tendências de NDVI feito a partir de dados AVHRR (1981-2016, *pixel* de 8 km.) e do teste de *Mann-Kendall*, em que, visualmente, é possível identificar tendências negativas na bacia do Paraíba do Sul. Entretanto, os autores não mencionam a bacia, pois abordam o tema em escala global. Mas, tal visualização mostra evidências de *browning* em

uma escala menor a do presente trabalho, o que corrobora os resultados encontrados.

Tendências na precipitação TRMM

Não há relação espacial entre as tendências do EVI e tendências da precipitação TRMM (Figura 13). Apenas os meses de Janeiro, Fevereiro, Março, Junho, Agosto, Outubro e Dezembro apresentaram tendências significativas ($p < 0,05$). Entretanto, somente Fevereiro, Março, Junho e agosto

mostraram uma quantidade maior (mais de 2 *pixels* de tendências significativas) dentro da bacia.

Há tendências para setores específicos, não acompanhando a dinâmica do EVI. Os poucos resultados significativos na precipitação TRMM e falta, de tendências significativas para as médias anuais de precipitação são corroborados por Marengo e Alves (2004), que examinam tendências na precipitação dentro da bacia do rio Paraíba do Sul. Os autores utilizaram dados do *Climate Research Unit* (NEW et al., 2000), que apresentaram uma ligeira tendência não significativa de aumento de precipitação, e dados de postos pluviométricos, e também não encontraram

significância estatística. Além disso, os resultados são corroborados pelos de Salviano et al. (2016), em que calculam tendências de precipitação (1961-2011) utilizando *rasters* do *Climatic Research Unit*. Estes autores mostram que a precipitação não apresentou tendências significativas em mais de 70% do território do Brasil.

Os achados de Salviano et al. (2016) não permitem identificações visuais claras de mudanças no regime pluviométrico para a bacia do Paraíba do Sul (até pelo motivo de não ter sido foco dos autores, já que estes fizeram a análise para todo Brasil).

Figura 13. Tendências TRMM calculadas a partir de regressão linear simples.

Análise dos resultados em conjunto

As tendências de EVI e de precipitação TRMM não apresentaram relações entre os padrões temporal e espacial. Entretanto, a maior parte da bacia possui correlações moderadas ($r=0,4$ a $0,7$) entre o EVI e precipitação TRMM (Figura 14). Áreas com correlação fraca (entre $-0,4$ e $0,4$) ocupam certas áreas da bacia como as proximidades do delta do Paraíba do Sul, Serra dos Órgãos, o trecho Paulista da bacia e outras áreas sem um padrão espacial definido, indicando que outros fatores estão afetando o EVI dessas localidades.

Dessa forma seria possível estabelecer uma relação para identificar os tipos de mudanças, utilizada por Saito (2015), que faz um cruzamento entre os valores de tendências de um IV com a correlação entre o IVxTRMM (Figura 15): tendências negativas de EVI e R negativo relacionam-se com mudanças induzidas pelas atividades humanas; tendências negativas de EVI e R positivo relacionam-se com mudanças induzidas pelas variações de precipitação; tendências positivas de EVI e R negativo relacionam-se com

mudanças induzidas pelas atividades humanas (áreas irrigadas ou alagadas); tendências positivas de EVI e R positivo relacionam-se com mudanças induzidas pelas variações de precipitação (resposta da vegetação às chuvas).

O cruzamento mostra que 0,23% da área da bacia são relacionadas à mudanças negativas induzidas pelas atividades humanas (vermelho); 7,27% são relacionadas mudanças negativas induzidas pela variação de precipitação (verde); 0,04% são relacionadas com mudanças positivas induzidas pelas atividades humanas (áreas irrigadas/alagadas) (amarelo); e, 5,89% são relacionadas com mudanças positivas induzidas pelas variações de precipitação (resposta da vegetação às chuvas) (azul).

Porém, a classificação da Figura 15 é simplista, e para realizar inferências mais confiáveis sobre os tipos de mudanças, é necessário utilizar um algoritmo específico de segmentação temporal como o DBEST (Jamali et al., 2015; Tomov 2016), que foi executado na série temporal de EVI das áreas em que houve tendências significativas na

média anual, identificando pontos de quebra relativos a mudanças (Figura 16).

Figura 14. Correlação EVI x TRMM.

Classificação de tipos de mudanças recortada para tendências das médias anuais

Figura 15. Cruzamento entre imagem de tendências EVI e imagem r EVI x TRMM.

A maior parte área não apresentou pontos de quebra, apesar das tendências significativas nas médias anuais de EVI. As mudanças identificadas estão relacionadas diretamente com a atuação do homem na cobertura da terra ocasionando perturbações abruptas, como, por exemplo, desmatamento, substituição de culturas agrícolas, silvicultura, ocupando 1,82% da bacia.

A classe sem pontos de quebra identificados abriga tendências mais complexas na cobertura da terra e ocupa 13,15% da bacia. Tais mudanças podem ser divididas em dois grupos: aquelas

relacionadas com variações meteorológicas e fenológicas; e mudanças graduais relacionadas com abandono de pastagens, revegetação, substituição de culturas agrícolas com níveis de biomassa semelhantes, variações no manejo do solo e na irrigação, áreas inundáveis.

A validação do mapa Figura 16 foi feita a partir de amostras para de 30 pontos cada para as duas classes meapeadas. 90%, em ambos os casos, foram classificados corretamente. Exemplos nas Figuras 17 e 18.

Figura 16. Tipos de mudanças identificados pelo algoritmo DBEST.

Figura 17. Exemplos de pontos de mudanças na cobertura da terra (com pontos de quebra).

Figura 18. Exemplos sem pontos de quebra com tendências na média anual de EVI significativas.

Conclusões

Foi possível identificar tendências a partir do EVI MODIS na bacia do rio Paraíba do Sul durante o período 2000-2015. Primeiramente, em

análise de regressão que comparou NDVI e EVI com precipitação TRMM, conclui-se que o EVI possui maior valor de coeficiente de determinação médio ($r^2=0,30$) com a precipitação TRMM.

Verificou-se que as técnicas para os cálculos de tendências apresentaram resultados de área e de padrão espacial semelhantes. No caso das obtidas para as médias anuais por regressão linear simples, elas apresentaram padrão espacial semelhante com o teste de *Mann-Kendall* na série com remoção do sinal sazonal e aplicação do *prewhitening* (exatidão global de 0,8893 e *Kappa* de 0,501), porém, sem mascarar tendências verdadeiras.

Percebe-se tendências de redução do EVI nos meses mais quentes, e de aumento nos meses com temperaturas mais amenas. Fevereiro foi o mês que apresentou maior área com tendências negativas (38,01% da área total). E Julho apresentou a maior área com tendências positivas (28,69%). De maneira geral, as médias anuais de EVI estão diminuindo em algumas áreas da bacia, como a planície do Paraíba do Sul e a Serra do Mar, e as áreas de tendências negativas das médias anuais e da série total são maiores que as áreas de tendência positiva, indicando o fenômeno de *browning* em áreas da bacia do rio Paraíba do Sul (8,42% da bacia). Não houve relação espacial entre as tendências do EVI e tendências da precipitação TRMM. Porém, esta é uma série temporal curta para se estabelecer conclusões sobre variações nas tendências da precipitação.

O cruzamento entre os valores de tendências de EVI com a correlação entre o EVI x TRMM mostrou-se simplista para a compreensão das mudanças para a área de estudo. As mudanças abruptas e as variações antrópicas identificadas pela segmentação temporal DBEST ocupam, aproximadamente, 1,82% da área da bacia, enquanto, a classe de mudanças não abruptas abriga 13,15% da bacia. Tais mudanças podem ser divididas em dois grupos: aquelas relacionadas com variações meteorológicas e fenológicas; e mudanças graduais relacionadas com abandono de pastagens, revegetação, substituição de culturas agrícolas com níveis de biomassa semelhantes e variações no manejo do solo. No futuro, pretende-se realizar o estudo focado nas mudanças não abruptas, para separar as variações meteorológicas das mudanças graduais de cobertura ocasionadas pelo homem.

Referências

- Allen, C. D., Breshears, D. D., McDowell, N. G., 2015. On underestimation of global vulnerability to tree mortality and forest die-off from hotter drought in the Anthropocene, *Ecosphere* 6, 1-55.
- Appelhans, T. et al., 2015. remote: Empirical orthogonal teleconnections in R. *J. Stat. Software* 65, 1-9.
- Bayazit, M., Önöz, B., 2007. To prewhiten or not to prewhiten in trend analysis?. *Hydrological Sciences Journal* 52, 611-624.
- Beck, H. E. et al., 2011. Global evaluation of four AVHRR-NDVI data sets: Intercomparison and assessment against Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* 115, 2547-2563.
- Beurs, K. M., Henebry, G. M., Owsley, B. C., Sokolik, I., 2015 Using multiple remote perspectives to identify and attribute land surface dynamics in Central Asia 2001-2013. *Remote Sensing of Environment* 170, 48-61.
- Chen, B., Xu, G., Coops, N. C., Ciais, P., Innes, J. L., Wang, G., Myeni, R. B., Wang, T., Krzyzanowski, J., Li, Q., Cao, L., Liu, Y., 2014. Changes in vegetation photosynthetic activity trend across the Asia-Pacific region over the last three decades. *Remote Sensing of Environment* 144, 28-41.
- Chen, G., Hay, G. J., Carvalho, L. M. T., Wulder, M. A., 2012 Object based change detection. *International Journal of Remote Sensing* 33, 4434-4457.
- Detsch, F., Otte, I., Appelhans, T., Hemp, A., Nauss, T., 2016, Seasonal and long-term vegetation dynamics from 1-km GIMMS-based NDVI time series at Mt. Kilimanjaro, Tanzania. *Remote Sensing of Environment* 178, 70-83.
- Detsch, F. et al., 2016. A Comparative Study of Cross-Product NDVI Dynamics in the Kilimanjaro Region—A Matter of Sensor, Degradation Calibration, and Significance. *Remote Sensing*, 8, 159-170.
- Didan, K. et al. 2015. MODIS vegetation index user's guide (MOD13 Series). University of Arizona: Vegetation Index and Phenology Lab.
- Eastman, J. R. et al. 2013. Global trends in seasonality of normalized difference vegetation index (NDVI), 1982–2011. *Remote Sensing* 5, 4799-4818.

- Eckert, S. et al., 2015. Trend analysis of MODIS NDVI time series for detecting land degradation and regeneration in Mongolia. *Journal of Arid Environments* 13,16-28.
- Fensholt, R., Rasmussen, J., Nielsen, T. M., Mbow, C. 2009. Evaluation of earth observation based long term vegetation trends - intercomparing NDVI time series trend analysis consistency of Sahel from AVHRR GIMMS, TERRA MODIS and SPOT VGT data. *Remote Sensing of Environment* 113, 1886-1898.
- Fernandes, P. J. F., Vicens, R. S., Furtado, L. F. 2018. Comparação de algoritmos de filtragem em séries temporais de NDVI/MODIS. *Revista Brasileira de Cartografia* 70, 867-905.
- Forkel, M., Carvalhais, N., Verbesselt, J., Mahecha, M. D., Neigh, C. S. R., Reichstein, M. 2013. Trend change detection in NDVI time series: effects of inter-annual variability and methodology. *Remote Sensing* 5, 2113-2144.
- Goltz, E., Brandão, D., Tomás, L., Mantelli, L. R., Adami, M., Shimabukuro, Y. E., Formaggio, A. R., 2007. Utilização De Índices Espectrais De Vegetação Do Sensor Modis Na Determinação De Áreas Suscetíveis a Alagamento No Pantanal Sulmatogrossense. *Revista Brasileira de Cartografia* 59, 35-44.
- Guay, K. C. et al. 2014. Vegetation productivity patterns at high northern latitudes: a multi-sensor satellite data assessment. *Global Change Biology* 20, 3147-3158.
- Hermosilla, T., Wulder, M. A., White, J. C., Coops, N. C., Hobart, G. W., 2015. Regional detection, characterization, and attribution of annual forest change from 1984 to 2012 using Landsat-derived time-series metrics, *Remote Sensing of Environment* 170, 121-132.
- Hilker, T. et al., 2014. Satellite observed widespread decline in Mongolian grasslands largely due to overgrazing. *Global Change Biology* 20, 418-428.
- Jamali, S., Jonsson, P., Eklundh, L., Ardo, J., Seaquist, J., 2015. Detecting changes in vegetation trends using time series segmentation. *Remote Sensing of Environment* 156,182-195.
- Jong, R., Bruin, S., Wit, A., Schaepman, M. E., Dent, D. L., 2011. Analysis of monotonic greening and browning trends from global NDVI time-series. *Remote Sensing of Environment* 115, 692-702.
- Jong, R., Bruin, S., 2012. Linear trends in seasonal vegetation time series and the modifiable temporal unit problem. *Biogeosciences* 9, 71-77.
- Ju, J., Masek, J. G., 2016. The vegetation greenness trend in Canada and US Alaska from 1984–2012 Landsat data. *Remote Sensing of Environment* 176, 1-16.
- Karkauskaite, P., Tagesson, T., Fensholt, R., 2017. Evaluation of the Plant Phenology Index (PPI), NDVI and EVI for start-of-season trend analysis of the Northern Hemisphere boreal zone. *Remote Sensing* 9, 485-497.
- Lara, M. J., 2018. et al. Tundra landform and vegetation productivity trend maps for the Arctic Coastal Plain of northern Alaska. *Nature: Scientific data* 5, 180058.
- Marengo, J. A., Alves, L. M., 2005. Tendências hidrológicas da bacia do rio Paraíba do Sul. *Revista Brasileira de Meteorologia* 20, 215-226.
- Mildrexler, D., Yang, Z., Cohen, W. B., Bell, M. D., 2016. A forest vulnerability index based on drought and high temperatures. *Remote Sensing of Environment* 173, 314-325.
- Mishra, N. B., Crews, K. A., Neeti, N., Meyer, T., Young, K. R., 2015. MODIS derived vegetation greenness trends in African Savanna: deconstructing and localizing the role of changing moisture availability, fire regime and anthropogenic impact. *Remote Sensing of Environment* 169, 192-204.
- Neeti, N., Eastman, J. R. 2011. A contextual mann-kendall approach for the assessment of trend significance in image time series. *Transactions in GIS* 15, 599-611.

- Oliveira, J. C., Epiphany, J. C. N., Rennó, C. D., 2014. Window regression: A spatial-temporal analysis to estimate pixels classified as low-quality in MODIS NDVI time series. *Remote Sensing* 6, 3123-3142.
- Ovalle, A. R. C., Silva, C. F., Rezende, C. E., Gatts, C. E. N., Suzuki, M. S., Figueiredo, R. O., 2013. Long-term trends in hydrochemistry in the Paraíba do Sul River, southeastern Brazil. *Journal of Hydrology* 481,191-203.
- Roodposhti, M. S., 2017. Drought sensitivity mapping using two one-class support vector machine algorithms. *Atmospheric Research* 193, 73-82.
- Saito, N. S., 2015. Identificação de áreas com tendência a desertificação no estado do Espírito Santo com o auxílio de geotecnologias. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto). São José dos Campos, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE),
- Salviano, M. F., Groppo, J. D., Pellegrino, G. Q., 2016 Análise de tendências em dados de precipitações e temperatura no Brasil. *Revista Brasileira de Meteorologia* 31, 64-73.
- Shi, H. et al., 2017. Assessing the ability of MODIS EVI to estimate terrestrial ecosystem gross primary production of multiple land cover types. *Ecological indicators* 72, 153-164.
- Sonnenschein, R., Kuemmerle, T., Udelhoven, T., Stellmes, M., Hostert, P. Differences in Landsat-based trend analyses in dryland due to the choice of vegetation estimate. *Remote Sensing of Environment* 115, 1408-1420.
- Tomov, H. D. Automated temporal NDVI analysis over the Middle East for the period 1982 – 2010. 2016.. Dissertação (Mestrado em Geographical Information Science) - Lund University, Suécia.
- Van Leeuwen, W. J. D. et al., 2013. Trends and ENSO/AAO driven variability in NDVI derived productivity and phenology alongside the Andes Mountains. *Remote Sensing* 5, 1177-1203.
- Wang, X. L., Swail, V. R., 2002. Trends of Atlantic wave extremes as simulated in a 40-yr wave hindcast using kinematically reanalyzed wind fields. *Journal of Climate* 15, 1020-1035.
- Yue, S., Pilon, P., Cavadias, G., 2002. Power of the Mann–Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *Journal of hydrology* 259, 254-271.
- Zhou, L., Tian, Y., Myneni, R. B., Ciais, P., Saatchi, S., Liu, Y. Y., Piao, S., Chen, H., Vermote, E. F., Song, C., Hwang, T., 2014. Widespread decline of Congo rainforest greenness in the past decade. *Nature* 509, 86-90.
- Zoungrana, J. B. et al. Land use/cover response to rainfall variability: A comparing analysis between NDVI and EVI in the Southwest of Burkina Faso. *Climate* 3, 63-77.