

**APLICAÇÃO DE GEOTECNOLOGIAS NA AVALIAÇÃO DAS INTER-
RELAÇÕES ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E VARIÁVEIS
METEOROLÓGICAS E NO DIAGNÓSTICO DA DISTRIBUIÇÃO
ESPAÇOTEMPORAL DE SECAS AGRÍCOLAS**

ADRIANO POSSE SENHORELO

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DO NORTE FLUMINENSE
DARCY RIBEIRO**

**CAMPOS DOS GOYTACAZES - RJ
JULHO - 2020**

APLICAÇÃO DE GEOTECNOLOGIAS NA AVALIAÇÃO DAS INTER-
RELAÇÕES ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E VARIÁVEIS
METEOROLÓGICAS E NO DIAGNÓSTICO DA DISTRIBUIÇÃO
ESPAÇOTEMPORAL DE SECAS AGRÍCOLAS

ADRIANO POSSE SENHORELO

“Tese apresentada ao Centro de Ciências e
Tecnologias Agropecuárias da Universidade
Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro,
como parte das exigências para obtenção do
título de Doutor em Produção Vegetal”

Orientador: Prof. Dr. Elias Fernandes de Sousa
Coorientador: Prof. Dr. Alexandre Rosa dos Santos

CAMPOS DOS GOYTACAZES - RJ
JULHO - 2020

FICHA CATALOGRÁFICA

UENF - Bibliotecas

Elaborada com os dados fornecidos pelo autor.

S476

Senhorelo, Adriano Posse.

APLICAÇÃO DE GEOTECNOLOGIAS NA AVALIAÇÃO DAS INTER-RELAÇÕES ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS E NO DIAGNÓSTICO DA DISTRIBUIÇÃO ESPAÇOTEMPORAL DE SECAS AGRÍCOLAS / Adriano Posse Senhorelo. - Campos dos Goytacazes, RJ, 2020.

151 f. : il.

Inclui bibliografia.

Tese (Doutorado em Produção Vegetal) - Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro, Centro de Ciências e Tecnologias Agropecuárias, 2020.

Orientador: Elias Fernandes de Sousa.

1. Sistemas de Informações Geográficas (SIG). 2. Sensoriamento Remoto. 3. Análise de Trilha. 4. Índice de Condição da Vegetação (ICV). 5. Enhanced Vegetation Index (EVI). I. Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro. II. Título.

CDD - 630

APLICAÇÃO DE GEOTECNOLOGIAS NA AVALIAÇÃO DAS INTER-
RELAÇÕES ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E VARIÁVEIS
METEOROLÓGICAS E NO DIAGNÓSTICO DA DISTRIBUIÇÃO
ESPAÇOTEMPORAL DE SECAS AGRÍCOLAS

ADRIANO POSSE SENHORELO

“Tese apresentada ao Centro de Ciências e
Tecnologias Agropecuárias da Universidade
Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro,
como parte das exigências para obtenção do
título de Doutor em Produção Vegetal”

Aprovada em 15 de julho de 2020

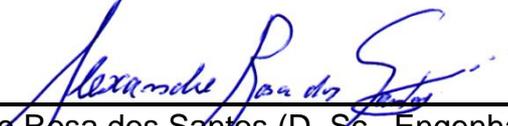
Comissão Examinadora:



Prof. Jéferson Luiz Ferrari (D. Sc., Produção Vegetal) - UENF



Prof. João Batista E. Peluzio (D. Sc., Genética e Melhoramento Vegetal) - UFV



Prof. Alexandre Rosa dos Santos (D. Sc., Engenharia Agrícola) - UFV
(Coorientador)



Prof. Elias Fernandes de Sousa (D. Sc., Produção Vegetal) - UENF
(Orientador)

Aos meus amados pais, Conceição Posse Senhorelo e Luiz Bagalho Sinhorelo
(saúde eterna).

AGRADECIMENTO

A DEUS, pela vida e saúde dos meus familiares e amigos, em especial à Adriana, Diulia e Ícaro, meu tudo.

À Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro (UENF) e ao Instituto Federal do Espírito Santo (Ifes), particularmente ao Campus de Alegre, pela parceria e suporte na realização do Programa de Doutorado Interinstitucional em Produção Vegetal (Dinter).

Ao Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo (CCAUE-UFES), por permitir a participação em disciplinas como aluno especial e a utilização de alguns equipamentos e programas.

Aos orientadores Alexandre Rosa dos Santos e Elias Fernandes Sousa, pelas orientações, motivações, confiança e, principalmente, pela amizade.

Aos professores Jéferson Luiz Ferrari e João Batista Esteves Peluzio, pelas recomendações sempre relevantes.

Aos professores do Programa de Pós-graduação em Produção Vegetal do Centro de Ciências e Tecnologias Agropecuárias (CCTA) da UENF, pela participação proativa e de grande apoio ao processo de ensino-aprendizagem.

Aos membros do grupo de pesquisa intitulado *Geotechnology Applied to Global Environment (GAGEN)*, especialmente à Rita de Cássia Freire Carvalho, pelo grande apoio na execução desta pesquisa.

Aos alunos do Dinter, pelos momentos de aprendizagem e descontração, principalmente ao doutorando André Oliveira Souza pelos valiosos ensinamentos.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de estudos.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo acesso à informação de pesquisas e pesquisadores na Plataforma *Lattes*.

Ao *Earth Observing System Data and Information System (EOSDIS)* da NASA, pelas imagens de satélites gratuitamente cedidas.

Ao Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo (GEOBASES), pela disponibilização de arquivos vetoriais da área de estudo.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), por ceder gratuitamente o Modelo Digital de Elevação (MDE), pertencente ao projeto Banco de Dados Geomorfométricos do Brasil (TOPODATA).

Ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), pelo fornecimento dos dados das variáveis meteorológicas das estações automáticas.

SUMÁRIO

RESUMO	viii
ABSTRACT	x
1. INTRODUÇÃO	12
2. REVISÃO DE LITERATURA	15
2.1 O SENSORIAMENTO REMOTO, O SENSOR <i>MODIS</i> E OS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO	15
2.2 O FENÔMENO DA SECA E SUA OCORRÊNCIA	20
2.3 CARACTERIZAÇÃO GERAL DO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO	25
2.4 ANÁLISES DE CORRELAÇÃO E DE TRILHA	33
3. TRABALHOS.....	38
3.1 GEOTECNOLOGIAS E ANÁLISE DE TRILHA APLICADAS NA AVALIAÇÃO DAS INTER-RELAÇÕES ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS.....	38
RESUMO GRÁFICO	38
RESUMO	39
ABSTRACT.....	40

INTRODUÇÃO	41
MATERIAL E MÉTODOS.....	43
ÁREA DE ESTUDO	43
OBTENÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE SATÉLITE DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO.....	44
OBTENÇÃO E PROCESSAMENTO DE DADOS METEOROLÓGICOS.....	51
SELEÇÃO DAS ÁREAS AGRÍCOLAS SOB INFLUÊNCIA DE VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS.....	53
ANÁLISE ESTATÍSTICA ENTRE AS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS E OS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO	59
RESULTADOS E DISCUSSÃO	62
CONCLUSÕES.....	78
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	79
3.2 APLICAÇÃO DO ÍNDICE DE CONDIÇÃO DA VEGETAÇÃO NO DIAGNÓSTICO DA DISTRIBUIÇÃO ESPAÇOTEMPORAL DE SECAS AGRÍCOLAS.....	86
RESUMO GRÁFICO	86
RESUMO	87
ABSTRACT	88
INTRODUÇÃO.....	89
MATERIAL E MÉTODOS.....	91
ÁREA DE ESTUDO	91
OBTENÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE SATÉLITE DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO SELECIONADO.....	92
AQUISIÇÃO E PROCESSAMENTO DAS IMAGENS DE TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DA TERRA	98
COMPOSIÇÃO, CLASSIFICAÇÃO E ESPACIALIZAÇÃO DO ÍNDICE DE CONDIÇÃO DA VEGETAÇÃO.....	101

CÁLCULO E ESPACIALIZAÇÃO DE ANOMALIAS DE TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DA TERRA	105
ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS DO ÍNDICE DE CONDIÇÃO DA VEGETAÇÃO E DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DA TERRA	105
RESULTADOS E DISCUSSÃO	109
ANÁLISE E ESPACIALIZAÇÃO DE OCORRÊNCIAS DE SECAS PARA O ESTADO DO ESPÍRITO SANTO E AS SUAS MACRORREGIÕES.....	109
INTER-RELAÇÕES ENTRE A TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DA TERRA E O ÍNDICE DE CONDIÇÃO DA VEGETAÇÃO	122
CONCLUSÕES.....	132
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	132
4. RESUMO E CONCLUSÕES.....	139
5. RECOMENDAÇÕES	141
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	142

RESUMO

SENHORELO, Adriano Posse; D. Sc.; Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro; julho de 2020; Aplicação de geotecnologias na avaliação das inter-relações entre índices de vegetação e variáveis meteorológicas e no diagnóstico da distribuição espaçotemporal de secas agrícolas; Orientador: Prof. Elias Fernandes de Sousa; Coorientador: Prof. Alexandre Rosa dos Santos.

Esta pesquisa foi organizada em dois artigos. No primeiro, o objetivo geral foi analisar as inter-relações entre variáveis meteorológicas e seus efeitos sobre índices de vegetação. Dentre as particularidades deste estudo, destacam-se: 1ª) a aplicação da análise de trilha na avaliação dos efeitos de variáveis meteorológicas sobre índices de vegetação; e 2ª) o desenvolvimento de modelos no aplicativo *ArcGIS*, para automatização e documentação do geoprocessamento dos dados das imagens dos índices de vegetação. Na análise estatística, utilizou-se a correlação de *Pearson* e a análise de trilha para avaliar as inter-relações entre as variáveis meteorológicas (temperatura, umidade relativa, radiação solar, precipitação, evapotranspiração de referência e deficiência hídrica), com seis diferentes níveis de defasagens temporais, e os seus efeitos diretos e indiretos sobre os índices de vegetação, *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* e o *Enhanced Vegetation Index (EVI)*, em oito áreas de pastagens localizadas no estado do Espírito Santo, no período de 2008 a 2017. Na apresentação dos resultados, destacaram-se: a avaliação dos coeficientes de correlação de *Pearson* entre *NDVI* e *EVI* e a dispersão espacial dos seus valores; a análise da variação das correlações dos dois índices de vegetação, com cada uma das seis variáveis

meteorológicas em estudo, em função dos diferentes períodos de defasagens e áreas amostrais; e a avaliação e análise espaçotemporal dos efeitos diretos e indiretos das seis variáveis meteorológicas sobre o *NDVI* e o *EVI*. A análise de trilha permitiu avaliar os efeitos diretos e indiretos das variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação, apresentando potencial para ser aplicada em outras áreas do Brasil e de outros países. No segundo artigo, os objetivos principais foram: realizar o diagnóstico da distribuição espaçotemporal de secas agrícolas no estado do Espírito Santo e suas macrorregiões de planejamento, no período de 2008 a 2017; confrontar com a espacialização das anomalias de Temperatura da Superfície da Terra (TST) e com balanços hídricos de áreas que apresentaram condições hídricas distintas. No desenvolvimento deste estudo foi criado um modelo no aplicativo *ArcGIS* para automatização e documentação do geoprocessamento dos dados das imagens de TST. Para realização da análise espaçotemporal das ocorrências de secas agrícolas, utilizou-se o índice de Condição da Vegetação (ICV), obtido por meio do *EVI*. Nas análises estatísticas foram realizadas análises de variâncias, seguidas da aplicação do método de Scott-Knott para a separação das médias do ICV e da TST em grupos homogêneos, de acordo com as comparações realizadas. Na apresentação dos resultados, procurou-se destacar: a comparação dos valores médios anuais do ICV, bem como dos valores médios por estação do ano e por macrorregião; a espacialização do ICV em cinco classes de secas para todo o estado, nas quatro estações do ano; a comparação dos valores médios de ICV por macrorregião, para os períodos mais críticos; o confronto da espacialização do ICV com o balanço hídrico sequencial, para algumas estações meteorológicas automáticas; a classificação percentual das ocorrências de secas no estado, para as quatro estações do ano e macrorregiões; comparações das médias da TST em relação aos anos, estações do ano e macrorregiões; e a espacialização das secas e das anomalias de TST, para os períodos com maiores ocorrências de secas, com o respectivo balanço hídrico para as áreas mais críticas. A metodologia utilizada apresentou-se como uma alternativa eficiente para a classificação e distribuição espaçotemporal das ocorrências de secas na área de estudo e pode ser aplicada em outras regiões brasileiras e de outros países.

ABSTRACT

SENHORELO, Adriano Posse; D. Sc.; Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro; July, 2020; Application of geotechnologies in the evaluation of the interrelations between vegetation indexes and meteorological variables, and in the diagnosis of spatiotemporal distribution of agricultural droughts; Advisor: Prof. Elias Fernandes de Sousa; Co-Advisor: Prof. Alexandre Rosa dos Santos.

This research was organized in two research papers. In the first one, the general objective was to analyze the interrelationships between meteorological variables and their effects on vegetation indexes. Among the particularities of this study, we highlight the following: 1st) the application of path analysis in the evaluation of the effects of meteorological variables on vegetation indexes; and 2nd) the development of models in the ArcGIS software, for automation and documentation of the geoprocessing of the vegetation index image data. In the statistical analysis, Pearson's correlation and path analysis were used to assess the interrelationships between meteorological variables (temperature, relative humidity, solar radiation, precipitation, reference evapotranspiration and water deficiency), with six different levels of time delays, and their direct and indirect effects on the vegetation indexes, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Enhanced Vegetation Index (EVI), in eight grassland areas located in the state of Espírito Santo, Brazil, from 2008 to 2017. In the presentation of the results, the following stand out: the evaluation of Pearson's correlation coefficients between NDVI and EVI, and the spatial dispersion of their values; the analysis of the variation in the correlations of the two vegetation indexes, with each of the six meteorological variables under

study, depending on the different periods of delays and sample areas; and the spatiotemporal evaluation and analysis of the direct and indirect effects of the six meteorological variables on NDVI and EVI. The path analysis made it possible to evaluate the direct and indirect effects of meteorological variables on the vegetation indexes, presenting the potential to be applied in other areas of Brazil and other countries. In the second research paper, the main objectives were: to carry out the diagnosis of the spatiotemporal distribution of agricultural droughts in the state of Espírito Santo and its planning macroregions, from 2008 to 2017; and to confront it with the spatialization of the Earth's Surface Temperature (EST) anomalies and with water balances of areas that presented different water conditions. In the development of this study, a model was created in the ArcGIS software to automate and document the geoprocessing of EST image data. To carry out the spatiotemporal analysis of the occurrences of agricultural droughts, the Vegetation Condition Index (VCI), obtained through the EVI, was used. In the statistical examination, analyzes of variances were performed, followed by the application of the Scott-Knott method for the separation of VCI and EST averages into homogeneous groups, according to the comparisons made. In the presentation of the results, we sought to emphasize: the comparison between the average annual values of the VCI, as well as the average values by season and by macroregion; the spatialization of VCI in five classes of droughts for the entire state, in the four seasons of the year; the comparison of the average values of VCI by macroregion, for the most critical periods; the confrontation of the VCI spatialization with the sequential water balance, for some automatic meteorological stations; the percentage classification of drought occurrences in the state, for the four seasons and macroregions; comparisons of EST averages in relation to years, seasons and macroregions; and the spatialization of droughts and EST anomalies, for periods with the highest drought occurrences, with the respective water balance for the most critical areas. The methodology used was presented as an efficient alternative for the classification and spatiotemporal distribution of drought occurrences in the study area and can be applied in other Brazilian regions and other countries.

1. INTRODUÇÃO

As pesquisas científicas sobre as relações entre as variáveis meteorológicas e seus efeitos na vegetação são de fundamental importância para aumentar o conhecimento a respeito dessas interações e buscar soluções mais eficientes para alguns problemas climáticos e ambientais. Muitos pesquisadores têm estudado as inter-relações dessas variáveis com imagens orbitais de índices de vegetação (Chuai et al., 2013; Hou et al., 2016; Tomas-Burguera et al., 2017; Wen et al., 2017; Pan, Gao, Wang, 2018).

Para medir o grau dessas interações é muito comum a utilização da análise de correlações (Feng et al., 2018; Pan, Gao, Wang, 2018; Zhang et al., 2018). Porém, este tipo de análise não permite discutir sobre as causas e implicações, apenas possibilita avaliar a magnitude e o sentido da associação entre as variáveis (Cruz, Carneiro, Regazzi, 2014). Para entender melhor as conexões entre um grupo de variáveis, Wright (1921, 1923) propôs a análise de trilha, que permite inferências sobre as relações de causa entre as variáveis independentes e os efeitos diretos e indiretos sobre a variável principal.

Além de buscar informações sobre as diferentes respostas da vegetação às variáveis meteorológicas, alguns estudos procuram melhorar a compreensão a respeito dos fenômenos naturais, como da seca (Wilhite, Svoboda, Hayes, 2007; Liu et al., 2020; Walz et al., 2020). Mundialmente, esses desastres naturais estão relacionados, direta ou indiretamente, com cerca de 22% dos prejuízos econômicos (Keshavarz, Karami, Vanclay, 2013).

A seca é um fenômeno que pode ocorrer em diversos tipos climáticos, incluindo os úmidos. Dentre os riscos naturais, é o mais complexo e menos compreendido, afetando muitas regiões e gerando impactos sociais, econômicos e ambientais significativos (Dhorde, Patel, 2016; Barbosa et al., 2019; Walz et al., 2020).

Em geral, existem diferentes tipos de seca, destacando-se a meteorológica, a hidrológica, a agrícola e a socioeconômica, que representam modos distintos de deficiências hídricas nos sistemas meteorológico, hidrológico, cultural e social, respectivamente (Leng, Tang, Rayburg, 2015). Esses tipos de secas estão interligados, mas apresentam diferentes escalas espaciais e temporais que dificultam a diferenciação e o monitoramento.

Com relação à seca agrícola, ainda que o melhoramento genético e as práticas de manejo, como a irrigação, tenham aumentado a produtividade de diversas culturas, esse tipo de seca se apresenta como um agente contrário a esse processo, afetando drasticamente a produção de alimentos (Lesk, Rowhani, Ramankutty, 2016; García-León, Contreras, Hunink, 2019). Segundo Wang (2005), dentre os desastres naturais, a seca agrícola é a mais frequente do mundo, influenciando gravemente a produção agrícola e os principais meios de subsistência.

Vários modelos matemáticos foram desenvolvidos para a realização de estudos sobre a seca, a maioria por meio da utilização de dados obtidos em estações meteorológicas, como temperatura e precipitação pluvial (Heim, 2002). Porém, o maior problema da utilização desses modelos é que em algumas áreas existem poucas estações meteorológicas, limitando a capacidade para monitorar e espacializar as ocorrências (Zhang, Jia, 2013).

A limitação desses modelos, torna o sensoriamento remoto uma das principais ferramentas para estudos e monitoramentos de ocorrências de seca, a partir do uso de índices baseados em dados de imagens orbitais (Quiring, Ganesh, 2010; Leivas et al., 2014; Aghakouchak et al., 2015; Hu et al., 2020; Liu et al., 2020; Walz et al., 2020). Juntamente com os aplicativos de Sistema de Informação Geográfica (SIG), permitem o geoprocessamento dessas imagens e a integração de diferentes bases de dados georreferenciadas, proporcionando a obtenção de diversas informações sobre os eventos de seca (Camara, Davis, Monteiro, 2001; Alves, Azevedo, 2013).

Dessa forma, uma verificação adequada das áreas de uma região com o auxílio de índices de vegetação pode fornecer um conjunto de informações sobre a extensão, intensidade e duração de eventos de seca, que são de extrema importância para o planejamento e gestão eficiente dos impactos causados por esse fenômeno. De acordo com Zhang et al. (2019), a identificação das áreas mais propensas e dos impactos gerados pela seca podem melhorar a avaliação de perdas e dos efeitos adversos.

Nesse contexto, o presente trabalho tem como objetivos principais utilizar a análise de trilha para analisar as inter-relações entre seis variáveis meteorológicas, com diferentes níveis de defasagens temporais e os seus efeitos sobre os índices de vegetação *NDVI* e *EVI*; realizar o diagnóstico da distribuição espaçotemporal de secas agrícolas, por intermédio do Índice de Condição da Vegetação (ICV), no estado do Espírito Santo (ES), no período de 2008 a 2017; e, ainda, confrontar os resultados do ICV com a espacialização de anomalias de Temperatura da Superfície da Terra (TST) e condições hídricas localizadas.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 O SENSORIAMENTO REMOTO, O SENSOR *MODIS* E OS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

O Sensoriamento Remoto (SR) consiste no uso integrado de sensores, processadores, plataformas (aéreas ou espaciais) para comportar os instrumentos e equipamentos que transmitem os dados, com o propósito de estudar o ambiente terrestre por meio do registro e análise das interações entre a radiação eletromagnética e as substâncias que compõem o planeta Terra, em suas diversas ocorrências (Novo, 1989). Pode ser definido, também, como a obtenção de dados e imagens por meio de sensores, instalados em satélites que ficam em órbita da Terra, sem o contato físico direto entre o sensor e o alvo (Florenzano, 2011).

Quando a radiação solar incide sobre uma superfície terrestre, ela pode ser refletida, absorvida ou transmitida. Para monitorar os seus alvos, os sensores remotos recebem de volta uma parte dessa radiação eletromagnética incidente e por meio de características específicas, como frequência, comprimento e amplitude, conseguem identificá-los. A maioria dos sensores é desenvolvida para registrar sinais da energia refletida ou emitida no comprimento de onda nas faixas do visível, infravermelho e micro-ondas (Liu, 2015).

Os diferentes dados obtidos pelos sensores instalados em satélites fornecem as mais variadas informações sobre a superfície terrestre, desde temperaturas e precipitações até a composição de índices de vegetação,

permitindo estudos científicos em diversas áreas do conhecimento e a integração dessas informações para a obtenção de um maior conhecimento sobre os fenômenos e as mudanças que ocorrem no planeta.

Para entender melhor e monitorar os fenômenos de maneira integrada, instituições de diversos países criaram o programa *Earth Science Enterprises (ESE)*, o qual compreende o *Earth Observing System (EOS)* da *National Aeronautics and Space Administration (NASA)*. O *EOS* é um programa que lançou diversos satélites para a observação da Terra, Oceanos e Atmosfera. O satélite Terra, conhecido formalmente como *EOS-AM-1*, de passagem diurna (10h30min sobre o equador) foi o primeiro lançado, em 1999, e começou a fornecer dados em fevereiro de 2000. A bordo, estão cinco sensores, incluindo o *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)* (Didan et al., 2015).

O sensor *MODIS* possui faixa de visualização de 2.330 km de largura com ampla cobertura espacial e espectral, gerando imagens livres de nuvens. Está localizado em uma órbita a 705 km de altitude, heliosíncrona, quase-polar, com uma resolução radiométrica de 12 *bits*. Possui 36 bandas entre 405 e 14.385 nm e adquire dados em três resoluções espaciais diferentes: 250 m, nas bandas 1 e 2; 500 m, nas bandas 3 a 7; e 1.000 m, nas bandas 8 a 36 (Ponzoni, Shimabukuro, Kuplich, 2012; Testa et al., 2018).

Dentre os 55 produtos obtidos pelo sensor *MODIS*, destacam-se: 1) o produto *MOD11A2*, que fornece dados de imagens da temperatura e da emissividade terrestre média por *pixel*, com resolução temporal de 8 dias e espacial de 1 km (Wan, Hook, Hulley, 2015); e 2) o produto *MOD13Q1*, dos índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* e *Enhanced Vegetation Index (EVI)*. Este produto possui imagens em formato *Hierarchy Data Format (HDF)*, cuja identificação é feita em uma grade horizontal e vertical, apresentando resolução temporal de 16 dias e espacial 250 m (Didan et al., 2015).

De acordo com Liu (2015), os índices de vegetação são baseados na refletância espectral da radiação eletromagnética e foram desenvolvidos para monitorar e quantificar as condições e distribuições da vegetação na superfície da Terra.

Segundo Moreira (2011), o índice de vegetação mais utilizado para avaliar o vigor da cobertura vegetal é o *NDVI*. Este índice foi proposto por Rouse et al. (1974) e consiste em uma relação entre as medidas espectrais da banda do infravermelho

próximo (800 a 1100 nm) e do vermelho (600 a 700 nm), conforme a Equação 1, variando de -1 a +1. Os valores negativos expressam as nuvens e água, valores próximos de zero representam solo exposto ou sem vegetação, e valores maiores que zero a cobertura vegetal (Liu, 2015). Assim, quanto mais próximo de +1 maior a quantidade de biomassa e vigor da vegetação.

$$NDVI = \frac{R_{IVP} - R_V}{R_{IVP} + R_V} \quad (1)$$

Em que: NDVI é o *Normalized Difference Vegetation Index*; R_{IVP} é a Reflectância na faixa do Infravermelho Próximo e o R_V é a Reflectância na faixa do Vermelho.

O NDVI procura traduzir o contraste gerado entre a absorção de pigmentos vermelhos pela clorofila e a alta reflectância do mesófilo foliar na faixa do infravermelho próximo. Na prática, este índice está relacionado à fração da radiação fotossinteticamente ativa absorvida pela vegetação e ao índice de área foliar (Bannari et al., 1995).

O NDVI é sensível a clorofila e possui rápida saturação, ou seja, fornece informações sobre a detecção de mudanças vegetais e parâmetros biofísicos do dossel, mas é insensível ao aumento da biomassa vegetal a partir de determinado estágio de desenvolvimento (Huete et al., 2002; Hussein, Kovács, Tobak, 2017).

O EVI é outro índice muito utilizado no estudo da dinâmica da vegetação. Huete et al. (1997) desenvolveram esse índice que é calculado de acordo com a Equação 2.

$$EVI = \frac{G \cdot (R_{IVP} - R_V)}{(L + R_{IVP} + C_1 \cdot R_V - C_2 \cdot R_A)} \quad (2)$$

Em que: EVI é o *Enhanced Vegetation Index*; R_{IVP} é a Reflectância na faixa espectral do Infravermelho Próximo; R_V é a Reflectância na faixa espectral do Vermelho; R_A é a Reflectância na faixa espectral do Azul; L é o fator de ajuste para o solo, igual a 1; G é o fator de ganho, igual a 2,5 e C_1 e C_2 são coeficientes de ajustes para efeitos de aerossóis da atmosfera, iguais a 6 e 7,5, respectivamente.

O *EVI* é um índice que minimiza os efeitos de solos e da atmosfera e é mais sensível às variações na estrutura do dossel (Gao et al., 2000; Chen et al., 2016; He et al., 2018). Foi desenvolvido para melhorar a detecção do sinal da vegetação em regiões com maior densidade de biomassa, reduzindo problemas de saturação (Justice et al., 2002; Ponzoni, Shimabukuro, Kuplich, 2012).

Os diferentes índices de vegetação possuem vantagens e desvantagens, apresentando várias possibilidades de aplicações em estudos sobre mudanças climáticas e ambientais, assim como em pesquisas relacionadas diretamente a aspectos da vegetação, como a classificação, densidade, biomassa, crescimento, entre outros (Huete et al., 2002; Chen et al., 2016; Hussein, Kovács, Tobak, 2017). Dessa forma, o emprego de mais de um índice permite comparar os resultados e inferir sobre qual deles fornece informações mais consistentes para os objetivos da pesquisa.

Um estudo realizado em uma região ao Noroeste da China, no período de 2001 a 2006, verificou anomalias do *NDVI* em relação à média e após as análises estatísticas, evidenciou as áreas com alto risco de seca (Lin et al., 2008).

Em um outro estudo, usando dados do *MODIS*, foi analisada a correlação entre a Temperatura da Superfície da Terra (TST) e o *NDVI*, sob diferentes condições de crescimento da vegetação. Nesse mesmo estudo, foi realizada a análise de desempenho dos dados para o monitoramento de secas agrícolas, em uma planície localizada na Mongólia e no Noroeste da China, selecionada devido a sua baixa precipitação anual e alta frequência de secas (Hu, et al., 2019).

Em uma pesquisa realizada na região semiárida do Nordeste brasileiro, verificou-se os padrões espaçotemporais do impacto da seca na vegetação da Caatinga, entre 2008 e 2016, usando o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada *NDVI* (Barbosa et al., 2019).

Outras aplicações dos índices de vegetação podem ser encontradas em trabalhos voltados ao mapeamento e monitoramento de culturas agrícolas, como no estudo que avaliou as séries temporais *MODIS* de 250 m, *EVI* e *NDVI*, para classificação de uso e cobertura da terra relacionados às culturas das grandes planícies dos EUA, fazendo a classificação dos tipos gerais de culturas, das culturas de verão e das irrigadas e não irrigadas (Wardlow, Egbert, 2010).

Além dos índices de vegetação baseados em imagens de satélites, vários outros modelos matemáticos foram desenvolvidos, principalmente para estudos de

seca, a maioria derivados de dados obtidos em estações meteorológicas, como temperatura e precipitação pluvial (Heim, 2002). De acordo com Fernandes et al. (2009), os modelos meteorológicos mais utilizados são: o Índice de Precipitação Padronizada, o Índice de Palmer, o Índice de Porcentagem da Normal e o Método dos Decis. O maior problema da utilização desses modelos é que em áreas com poucas estações meteorológicas, ocorre limitação na capacidade para caracterizar e monitorar o padrão da variação espacial de ocorrências de seca (Zhang, Jia, 2013).

A limitação dos índices obtidos por meio de dados meteorológicos, torna o sensoriamento remoto a principal ferramenta para o monitoramento de seca, a partir do uso de índices baseados em dados de imagens orbitais (Leivas et al., 2014; Aghakouchak et al., 2015).

Outro modelo importante, utilizado em diversos estudos, é o Índice de Condição da Vegetação (ICV), que pode ser calculado por meio dos índices de vegetação *NDVI* ou *EVI*. Esse índice tem sido amplamente empregado na avaliação geográfica de seca, mais especificamente, na sua detecção, espacialização, duração e caracterização (Quiring, Ganesh, 2010; Dhorde, Patel, 2016; Walz et al., 2020; Liu et al., 2020; Hu et al., 2020).

O ICV foi proposto por Kogan (1995) e pode ser obtido pela Equação 3.

$$ICV = \frac{\bar{x}_{valor} - \bar{x}_{mín.referência}}{\bar{x}_{máx.referência} - \bar{x}_{mín.referência}} \cdot 100 \quad (3)$$

Em que: ICV é o Índice de Condição da Vegetação (%); \bar{x}_{valor} é a média dos *pixels* do índice de vegetação, por estação, para um determinado ano; $\bar{x}_{mín.referência}$ é a média dos *pixels* do índice de vegetação com valores mínimos, por estação, para a série total de dez anos e $\bar{x}_{máx.referência}$ é a média dos *pixels* do índice de vegetação com valores máximos, por estação, para a série total de dez anos.

O ICV representa a percentagem de variação do índice de vegetação em relação à sua máxima amplitude, sendo empregado para o monitoramento de seca, baseado no princípio que o vigor vegetativo é afetado pela variação climática (Du et al., 2013).

A principal vantagem do ICV é que ele não requer dados de estações

meteorológicas. Dessa forma, pode fornecer dados de seca em tempo real ao longo do globo e com uma resolução espacial relativamente alta (Quiring, Papakryiakou, 2003).

A maioria dos estudos usa o *NDVI* para o cálculo do *ICV*, principalmente em áreas com baixa densidade de biomassa vegetal. Em um desses estudos, foi avaliada a eficiência das técnicas de sensoriamento remoto e SIG para monitorar a extensão espaço-temporal da seca agrícola no Rajastão, Índia (Dutta et al., 2015).

Em um outro estudo, Vicente-Serrano (2007) usou o *ICV* para analisar diferenças espaciais mensais do impacto da seca sobre a vegetação natural e as culturas agrícolas, em uma região semiárida da Península Ibérica, entre 1987 e 2000. Demonstrou que a influência de secas sobre a vegetação e, conseqüentemente, sobre a resposta do *ICV*, varia dependendo do mês, do tipo de cobertura da terra e do clima das regiões afetadas pela seca.

A rápida e frequente disponibilização das imagens de índices de vegetação, principalmente pelo sensor *MODIS*, oferece condições para análises regulares na vegetação em escala local, regional e global (Huete, et al., 2002).

2.2 O FENÔMENO DA SECA E SUA OCORRÊNCIA

A seca é um fenômeno natural que surge devido a variação climática na superfície da Terra, afetando diversas regiões e milhões de pessoas em todo mundo. De maneira geral, pode ser definida como uma deficiência de precipitação durante um longo período, que pode resultar em escassez de água para algumas atividades, grupos ou setores e reduzir significativamente as reservas hídricas superficiais e subsuperficiais (Keyantash, Dracup, 2002; Leivas et al., 2014).

A seca diferencia-se de outros riscos naturais em diversos aspectos, dentre os quais: 1) é difícil determinar seu início e fim por se tratar de um “fenômeno gradual”; 2) seus efeitos se acumulam lentamente e podem perdurar anos após a finalização do evento; e 3) seus impactos são menos evidentes e se espalham em uma área geograficamente maior que os danos causados por outros fenômenos. Por estas razões, a quantificação dos impactos e das ações emergenciais é uma tarefa mais difícil do que em outras catástrofes naturais (Batista Júnior, 2012).

Os termos seca e aridez são utilizados normalmente como sinônimos, mas

constituem-se em fenômenos distintos. A seca pode ocorrer em qualquer região indiferentemente do clima, ou seja, mesmo em um clima predominantemente úmido esse fenômeno pode se manifestar (Teixeira et al., 2013). De acordo com Wilhite, Svoboda e Hayes (2007) o fenômeno de seca acontece de forma temporária, enquanto a aridez é uma característica permanente do clima e se restringe a áreas de baixa pluviosidade. Os dois fenômenos estão relacionadas principalmente com a redução na quantidade de precipitação durante um período prolongado, mas podem estar associadas também a outros fatores climáticos, tais como: altas temperaturas, fortes ventos e baixa umidade relativa do ar (Mishra, Singh, 2010).

Estabelecer uma definição de seca tem se mostrado uma tarefa difícil. Wilhite e Glantz (1985) fizeram uma revisão em mais de 150 publicações e classificaram o fenômeno em quatro diferentes categorias: seca meteorológica, agrícola, hidrológica e socioeconômica (Quadro 1).

Quadro 1. Definições dos quatro diferentes tipos de seca

Meteorológica	Deficiência da precipitação durante um período seco, em relação ao valor “normal”, caracterizada pelo desequilíbrio entre a precipitação e evapotranspiração
Agrícola	Deficiência da umidade do solo que não permite satisfazer as necessidades de uma determinada cultura em qualquer fase
Hidrológica	Deficiência do volume de água disponível, incluindo lençol freático, rios e reservatórios
Socioeconômica	Consequência dos demais tipos de seca. É o desequilíbrio entre o fornecimento e a demanda, afetando diretamente a população

Fonte: (Wilhite, Glantz, 1985), adaptado pelo autor.

De acordo com Souza, Albuquerque e Lopes (2000), a seca meteorológica é uma consequência do efeito de fenômenos atmosféricos na redução da pluviosidade da região. Como já mencionado, é caracterizada pela falta de água induzida pelo desequilíbrio entre precipitação e evapotranspiração, a qual depende de outros elementos como a velocidade do vento, temperatura, umidade relativa do

ar e radiação solar (Pires, 2003).

A seca agrícola ocorre devido a uma diminuição da precipitação durante um longo período, o que reduz significativamente a disponibilidade de água no solo, provoca estresse hídrico nas plantas, diminuição da biomassa e produção agrícola. Desta forma, está relacionada à baixa disponibilidade de umidade no solo, a qual torna o suprimento de água às culturas insuficiente para repor as perdas por evapotranspiração (WMO, 1975).

A hidrológica, assim como a agrícola, resulta da seca meteorológica e está relacionada com a diminuição dos níveis de água nos locais de armazenamento, superficial e subterrâneo. Convém ainda salientar que entre a meteorológica e a hidrológica existe um intervalo de tempo considerável, uma vez que é necessário um longo período para que as deficiências de precipitações tenham implicações na disponibilidade de água. Porém, a seca hidrológica pode ser acelerada devido a vários fatores, como: atividades agrícolas inadequadas; degradação do solo; construção de barragens; e outros (Pires, 2003).

A seca socioeconômica está relacionada com o impacto sobre as atividades humanas, incluindo os impactos diretos e indiretos na produção agropecuária e outras atividades econômicas. Ocorre quando o déficit de água induz a falta de bens ou serviços, como energia elétrica, alimentos, entre outros. Esse volume de água inadequado pode ser resultante da má distribuição das chuvas, do aumento no consumo, ou ainda do gerenciamento ineficiente dos recursos hídricos (Fernandes et al., 2009).

As ocorrências de secas severas diminuem a produtividade agrícola e o vigor das plantas, uma vez que o murchamento das folhas e diminuição do índice de área foliar são comportamentos comuns da vegetação, em resposta a diminuição da disponibilidade hídrica (Zanchi et al., 2009).

Dentre os impactos causados, em especial à vegetação, a ocorrência de seca diminui a disponibilidade de água no solo, promove o fechamento dos estômatos, reduz a evapotranspiração e a assimilação de carbono, e nos casos mais críticos, provoca a morte da planta (Mcdowell et al., 2008; Allen, et al., 2010).

A seca é considerada o fenômeno climático mais complexo e o menos compreendido entre os desastres naturais, afetando mais pessoas que qualquer outro. Eventos de secas severos têm sido observados em várias regiões do mundo, afetando grandes áreas na Europa, África, Ásia e Américas (Le Comte, 1995).

Em 2003, ocorreu uma seca prolongada em grande parte da Europa (Feyen, Dankers, 2009). O impacto econômico desta, foi de aproximadamente 8,7 bilhões de euros (European Communities, 2007).

No início dos anos 80, uma seca na África, ao Sul do Saara, teve efeito adverso sobre mais de 40 milhões de pessoas (Wilhite, 1993). Em 2011, foi a vez do Nordeste da África sofrer uma de suas piores secas, afetando 13 milhões de pessoas (UNCCD, 2014).

Na Ásia, a Índia está entre os países mais vulneráveis à seca, apresentando frequência de pelo menos um evento a cada três anos. Após a década de noventa, secas prolongadas e generalizadas vêm ocorrendo em anos consecutivos e com aumento das frequências (FAO, 2002). Na China, as secas de 1997, 1999 e 2002 causaram grandes prejuízos econômicos e sociais (Zhang, 2003).

Durante o ano de 1988, nos Estados Unidos, a seca resultou em impactos estimados em aproximadamente 40 bilhões de dólares, tornando este desastre natural o mais oneroso na história da América do Norte até aquele ano (Riebsame; Changnon; Karl, 2019). Em 2012, os Estados Unidos sofreram com a maior seca dos últimos 50 anos, na qual foram perdidas 10% da safra americana de milho e de soja, o que equivaleu a 130 milhões de toneladas (UNCCD, 2014).

Além destas, há ocorrências de secas persistentes que se estendem pelo Noroeste do México desde 1994, causando elevados prejuízos (Stahle et al., 2009).

No Brasil, existe um sistema de gestão integrado dos recursos hídricos, regulamentado pela Lei n. 9.433, de 8 de janeiro de 1997 (Brasil, 1997). Porém, o país não dispõe de uma política eficiente de gerenciamento de seca, ocasionando graves prejuízos econômicos, sociais e ambientais (Albuquerque, Mendes, 2009).

As estiagens e secas são consideradas os desastres naturais que mais causam impactos e os mais frequentes no país, correspondentes a aproximadamente 51% do total dos desastres registrados de 1991 a 2012 (Brasil, 2013). A partir de 2012, a incidência da seca no país aumentou ainda mais, de 135 eventos em 2011, para 3.140 em 2012, e uma média anual de 2.411 eventos entre 2012 e 2016. Apesar desse elevado crescimento, ocorreu uma tendência de queda no número de registros de eventos de seca no final de 2016 (Souza, Oliveira, 2019).

A seca afeta muitas atividades econômicas e sociais no Brasil, prejudicando, principalmente, a agropecuária, a qual necessita de boas condições climáticas para obter resultados significativos de produção (Faria, 2011). Dessa forma, a

combinação de deficiência hídrica com altos índices de temperaturas e de evapotranspiração, acompanhada de competição por recursos hídricos, pode levar a um colapso potencialmente perigoso (Marengo et al., 2007).

Historicamente, o Nordeste brasileiro é a região mais afetada por grandes secas, alguns relatos podem ser encontrados desde o século XVII. Essa variabilidade climática sempre foi sinônimo de sofrimento, principalmente para as populações rurais do interior da região (Marengo, 2007). Em 2013, vários estados nordestinos passaram por um período de estiagem considerado o pior dos últimos 50 anos, quando mais de 70% de seus municípios decretaram estado de emergência (ANA, 2017).

Assim como o Nordeste, outras regiões e estados do Brasil também sofrem frequentemente com a seca, ocasionando uma diversidade de prejuízos.

Em 2001, o Sudeste, o Nordeste e o Centro-Oeste foram afetados por uma seca severa que reduziu o nível dos reservatórios a cerca de 5% do volume útil, motivando racionamentos e cortes de energia elétrica em grandes cidades (Marengo et al., 2007).

Em 2014 e 2015, o estado de São Paulo enfrentou uma das piores secas de sua história. Essa “crise hídrica” foi gerada por uma combinação de baixos índices pluviométricos, crescimento elevado da demanda e ausência de planejamento adequado para o gerenciamento dos recursos. O complexo Cantareira, que abastece aproximadamente 9 milhões de pessoas, atingiu a menor marca da história. Várias cidades ficaram sem água, houve aumento nos preços dos alimentos e da energia elétrica (Marengo et al., 2015). Nesses mesmos anos, cidades como São Paulo e Rio de Janeiro registraram as temperaturas mais elevadas dos últimos 70 anos (ANA, 2017).

Em 2017, pela primeira vez na história do Distrito Federal, o governo impôs o racionamento de água, mesmo no período chuvoso (ANA, 2017).

Há alguns anos, o estado do Espírito Santo (ES) sofreu com dois fenômenos distintos: precipitações pluviométricas concentradas e longos períodos de estiagem. No período de 1991 a 2012, os desastres naturais afetaram, aproximadamente, cinco milhões de pessoas no estado (CEPED, 2013). As estiagens entre 2000 e 2009, causaram prejuízos econômicos de 639 milhões de reais, aproximadamente, dos quais 421 milhões na agricultura e 185, na pecuária (Silva, Pimenta, Silva Neto, 2010).

A crise hídrica ocorrida nos anos de 2015 e 2016, conforme evidenciada pelo panorama econômico estadual divulgado para o terceiro trimestre de 2017, provocou uma queda em nove das onze principais culturas do estado (Espírito Santo, 2017).

Segundo alguns estudos, futuramente, o ES poderá ser afetado por alterações do clima, principalmente pelo aumento de temperaturas médias. A macrorregião Norte do estado será a mais prejudicada, em virtude de suas características sociodemográficas, econômicas e ambientais. Esta macrorregião apresenta vulnerabilidade hídrica extremamente elevada e poderá sofrer aumento de dias secos consecutivos, diminuição da precipitação média anual e elevação de temperatura média nos próximos 20 anos. Estes aspectos, aliados ao cenário de degradação ambiental, contribuem para o processo de desertificação ao qual alguns municípios, principalmente da microrregião Noroeste, já estão susceptíveis (INCAPER, 2016; Espírito Santo, 2017; Santos et al., 2019).

2.3 CARACTERIZAÇÃO GERAL DO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO

O estado do Espírito Santo (ES) é composto por 78 municípios e está localizado na região Sudeste do Brasil. De acordo com dados do IBGE (2019) apresenta uma área com aproximadamente 46 mil km² e uma população estimada em 4 milhões de habitantes.

A agricultura e a pecuária são atividades muito fortes no ES. Em 2010, aproximadamente 80% dos municípios capixabas participavam da atividade agrícola, sendo que a agricultura familiar envolvia cerca de 70% dos produtores, o que correspondia a mais de 200 mil agricultores. Com relação à pecuária, as pastagens correspondiam a 42% do território estadual, dos quais 1,8 milhão de hectares ocupados pela pecuária bovina e com 2,2 milhões de cabeças de gado (40% leiteiro e 60% para corte) (IJSN, 2011).

Em 2017, dos 113,35 bilhões de reais do PIB do estado, 73,0% foram originados das atividades terciárias, 22,3% das secundárias e 4,7% das atividades primárias. Quando se considera apenas a atividade primária, a agricultura produziu 66,8%, a pecuária 28,3% e a silvicultura 4,9%. Na agricultura, a maior parcela provém do café que totalizou quase 70% do valor total das lavouras, ressaltando a

importância do café para a economia capixaba. Na pecuária destacam-se, em ordem decrescente de importância, a avicultura, bovinocultura, suinocultura e equinocultura. Na silvicultura, representada por cerca de 10% do território estadual, o destaque é para o cultivo de eucalipto voltado à produção de celulose e papel (IJSN, 2020).

Segundo dados da Organização Internacional do Café (ICO, 2019), se o ES fosse um país, seria o terceiro maior produtor mundial de café, com 7,6%, atrás do Brasil, com 35,5%, e Vietnã, com 16,5%. No contexto nacional, o ES é o segundo maior produtor, mas quando se considera o *Coffea canephora* (Robusta ou Conilon), passa a ocupar a primeira posição.

Além do café, mais sete culturas totalizaram cerca de 92% da produção capixaba, entre 2010 e 2018, são elas: mamão (segundo lugar nacional, perdendo para a Bahia), banana (oitavo no país), tomate (sétimo lugar nacional), cana-de-açúcar, pimenta-do-reino (principal produtor do país), coco-da-baía (quinto maior produtor brasileiro) e abacaxi. Outras culturas também possuem relevância no cenário nacional, como o cacau (4,0%), a borracha (3,7%), o maracujá (3,7%), o palmito (3,4%), o abacate (2,9%) e a tangerina (2,5%) (IJSN, 2020).

Em relação ao território, o estado é composto por duas regiões naturais distintas: o litoral, com 400 km, e o planalto (Figura 1). Ao longo da costa do Oceano Atlântico existe uma faixa de planície com 40% da área total do estado, e em direção ao interior, surge o planalto que dá origem a uma região serrana, com altitudes superiores a 1.000 metros (Espírito Santo, 2019).

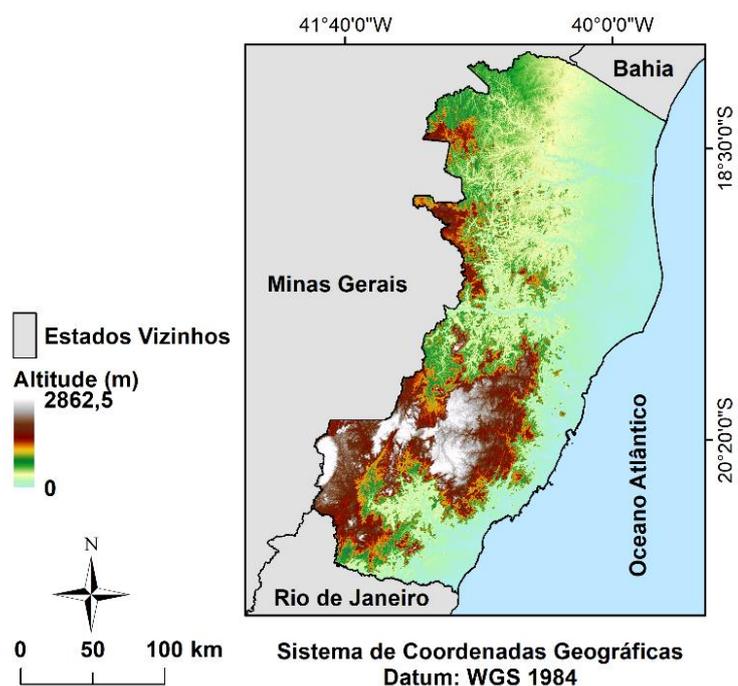


Figura 1. Variação da altitude do estado do Espírito Santo.

Segundo a Lei estadual n. 9.768, de 26 de dezembro de 2011, que dispõe sobre a definição das macro e microrregiões de planejamento no estado, o ES está dividido em quatro macrorregiões e em 10 microrregiões (Figura 2) (Espírito Santo, 2011).

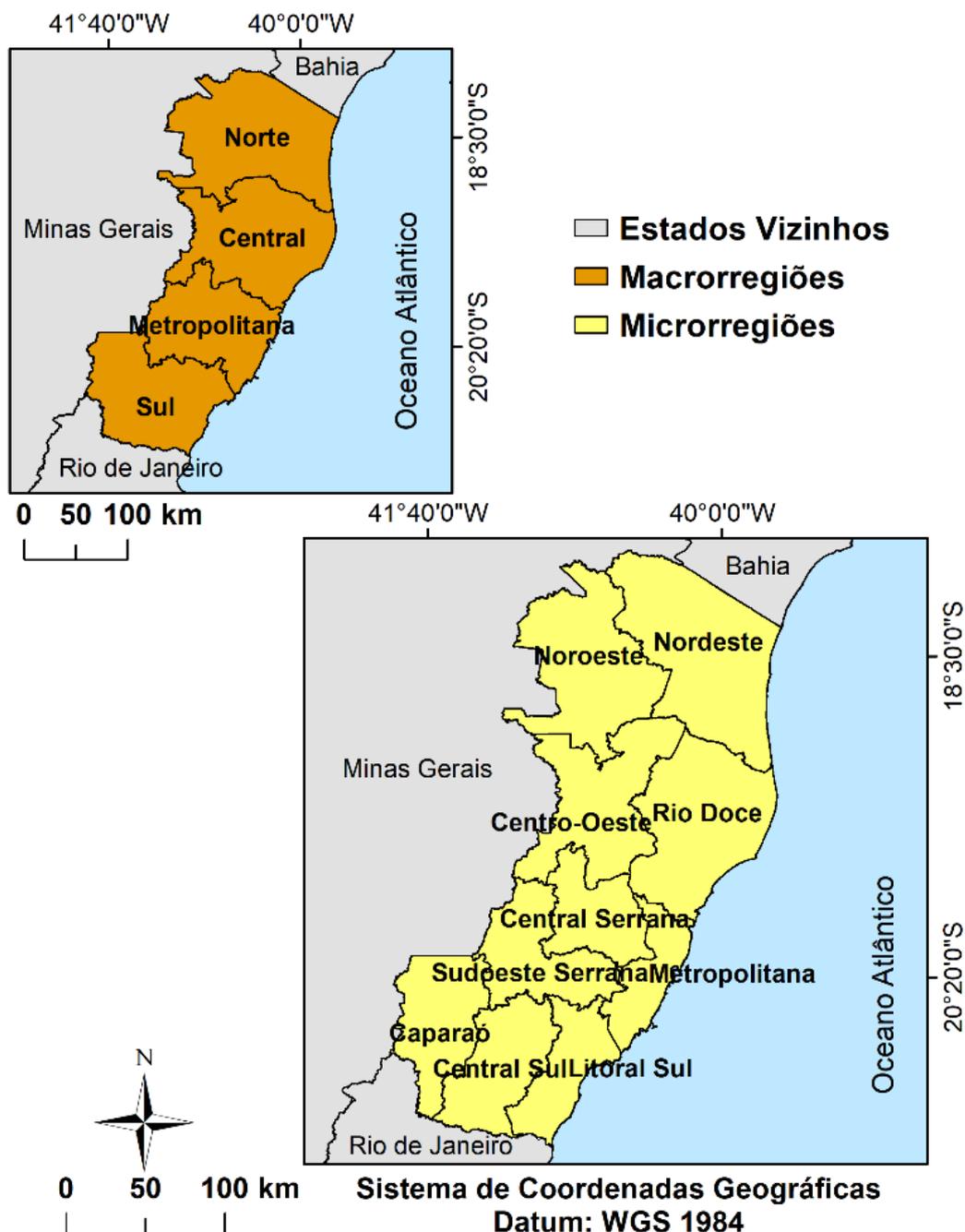


Figura 2. Macrorregiões e microrregiões do estado do Espírito Santo.

De acordo com IJSN (2011), os principais aspectos físicos, ambientais e socioeconômicos de cada macrorregião foram descritos a seguir.

Macrorregião Metropolitana: é a menor em superfície, com uma área de 9.103 km² (GEOBASES, 2015). Sua parte litorânea apresenta intenso processo de urbanização. Enquanto o interior é caracterizado por municípios essencialmente agrários, com relevo muito acidentado, além de nascentes dos principais rios, responsáveis pelo abastecimento de grande parte da população. É a mais

populosa, com aproximadamente 54% da população, também a que concentra maior parte do PIB e dos problemas sociais. Nos municípios da Grande Vitória está a maior parte das indústrias e nos da Região Serrana tem-se a cafeicultura, olericultura e avicultura como principais atividades econômicas.

Macrorregião Sul: possui uma área de 10.347 km² (GEOBASES, 2015) e a maior variação de altitude, próxima aos 3.000 m. O litoral apresenta relevo plano e poucas ondulações. A Serra do Caparaó, no extremo oeste, é de vital importância para a manutenção dos recursos hídricos e áreas florestais, pois é muito rica em reservas de Mata Atlântica e nascentes. O clima varia entre tropical típico e de altitude. É destaque na exploração de mármore e granito, na cafeicultura e na pecuária leiteira. Concentra cerca de 15% da população e tem como polo principal Cachoeiro de Itapemirim, o maior fora da Grande Vitória.

Macrorregião Norte: é a maior das quatro, com uma área de 14.406 km² (GEOBASES, 2015), mas detém pouco mais de 11% da população. O litoral é plano, enquanto a oeste, surge um planalto de relevo acidentado. O clima varia entre o tropical típico (maior parte) e de altitude (extremo sudoeste). O processo de desmatamento para plantio de pastagens e outras monoculturas causa intensa degradação. A falta de água é um dos principais problemas, pois suas principais atividades econômicas são altamente dependentes de recursos hídricos. Tem Nova Venécia e São Mateus como principais polos, no ramo de rochas ornamentais e extensas plantações de eucalipto e cana-de-açúcar, respectivamente. Destaca-se também na produção de pimenta-do-reino, noz macadâmia, coco-anão e mamão.

Macrorregião Central: tem uma área de 12.234 km² (GEOBASES, 2015) e aproximadamente 16% da população. Possui a maior bacia hidrográfica do estado, a do Rio Doce, destacando-se os manguezais de Aracruz e o complexo de lagoas de Linhares. O relevo varia do plano ao fortemente ondulado e o clima entre o tropical típico e o de altitude. A vegetação se resume a resquícios de Mata Atlântica, com exceção de algumas áreas naturais protegidas por lei, como o Monumento Natural dos Pontões Capixabas, a Reserva Biológica de Sooretama e a Reserva Natural de Linhares. Colatina e Linhares são as principais cidades, a primeira no ramo de confecções, enquanto a segunda desponta como polo petrolífero. Na agropecuária, as principais atividades são a cafeicultura e o gado de corte, a Oeste, e a silvicultura, no Sudeste.

Quanto às condições climáticas, o estado é caracterizado por temperaturas

médias de 23°C e precipitações anuais na faixa de 1.400 mm. Observa-se a presença de duas estações bem definidas, uma seca e outra chuvosa, a qual tem uma duração maior ao longo do ano (Espírito Santo, 2019).

De acordo com a classificação climática de *Köppen* (Figura 3), o clima predominante no estado é o Aw: zona tropical, com inverno seco, cobrindo aproximadamente 53% do território do estado; em sequência apresenta as seguintes zonas: Cfa: clima oceânico, sem estação seca, que cobre cerca de 15%; Am: zona tropical, com monção, em torno de 14%; Cfb: clima oceânico, sem estação seca, com verão temperado, aproximadamente 10%; Cwb: clima temperado úmido, com inverno seco e verão temperado, com cerca de 4%; Af: clima tropical úmido, com aproximadamente 3% da área; Cwa: clima temperado úmido, com inverno seco e verão quente e Cwc: clima temperado úmido, com inverno seco e verão curto e fresco, as duas últimas cobrindo uma área em torno de 1% (Alvares et al., 2013).

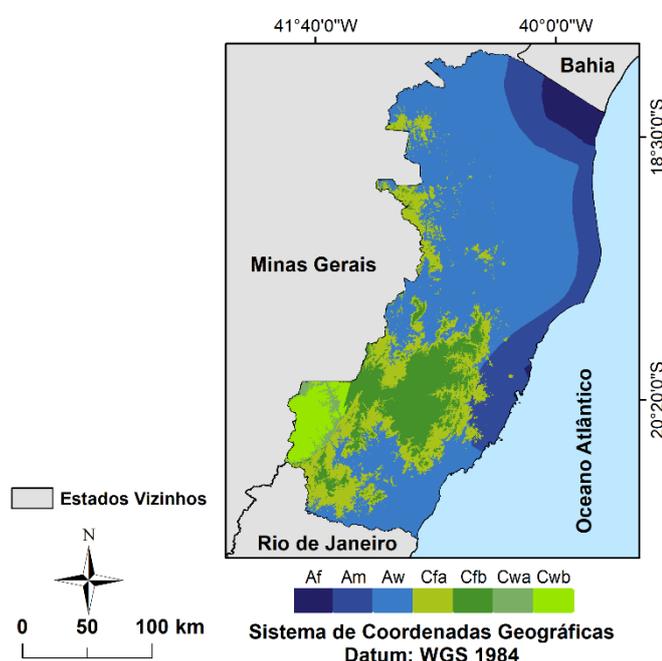


Figura 3. Classificação climática do estado do Espírito Santo.

Em relação à hidrografia, o estado do ES faz parte da região hidrográfica do Atlântico Leste, com algumas das suas principais bacias hidrográficas apresentadas na Figura 4.

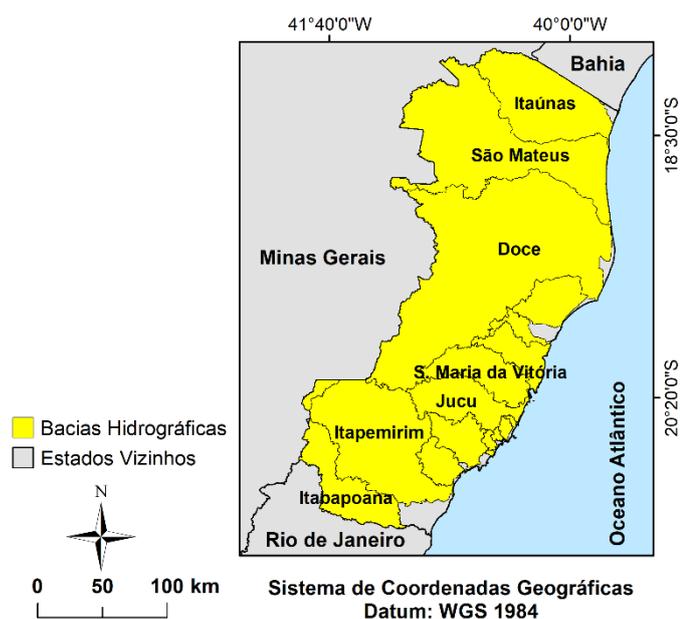


Figura 4. Principais bacias hidrográficas do estado do Espírito Santo.

As características gerais das bacias hidrográficas, principalmente com relação aos aspectos climáticos e ambientais, foram descritas a seguir.

Bacias dos Rios Itaúnas (a) e São Mateus (b): localizam-se na macrorregião Norte e possuem áreas de drenagens de 4.428 km² (a) e 8.237 km² (b). Apresentam médias anuais de temperaturas acima de 18 °C e precipitações em torno de 1.110 mm (a) e 1.150 mm (b), valores abaixo da média anual do ES, de 1.219 mm. Como consequência, têm déficit no balanço hídrico, com valores de ET_0 superando os valores de precipitação anuais em até 211 mm (a) e 296 mm (b). Além disso, a precipitação diminui nas porções altas e médias das bacias, pois parte da umidade proveniente do mar precipita próxima ao litoral, reduzindo a disponibilidade no sentido Leste-Oeste (Brandão, Gonçalves, Jabor, 2018a; Brandão, Gonçalves, Jabor, 2018b). Essa particularidade natural faz com que, exceto no litoral, possuam características similares ao semiárido nordestino, com algumas áreas classificadas como susceptíveis à desertificação pelo Programa Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação aos Efeitos da Seca (Brasil, 2005).

Bacia do Rio Doce: possui área de 86.715 km², dos quais 86% pertencem ao estado de MG e a menor porção às macrorregiões Central e Metropolitana do ES, mesmo assim formando a maior bacia do ES. Suas nascentes situam-se nas serras da Mantiqueira e do Espinhaço, em MG, e as águas percorrem cerca de 850 km,

até atingir o oceano Atlântico, em Regência, ES. O desmatamento e o mau uso dos solos, sejam para a monocultivo do eucalipto como para agricultura ou pastagem, têm intensificado a erosão e o assoreamento dos cursos d'água. Possui dois períodos distintos, o chuvoso com 800 a 1.300 mm, de outubro a março, e o seco com 150 a 250 mm, de abril a setembro. Especialmente, a precipitação média anual varia de 1500 mm, nas serras mineiras, a 1.000 mm, na divisa com o ES, voltando a crescer em direção ao litoral. A temperatura média anual varia de 18 a 24,6 °C (ECOPLAN-LUME, 2010). Segundo Brasil (2005), doze municípios estão em áreas sujeitas à desertificação, principalmente os localizados na parte central e noroeste.

Bacias dos Rios Santa Maria da Vitória e Jucu: localizam-se na macrorregião Metropolitana, sendo compostas basicamente pelos municípios da Grande Vitória (GV) e alguns da Região Serrana (RS). Abrangem uma área de 4.133 km² e mais da metade da população do ES. Há existência de dois cenários espaciais, onde se destacam as atividades urbano industriais dos municípios da GV, e a agropecuária nos da RS. Fornecem 100% da água consumida na GV e garantem a geração de 25% da energia elétrica produzida no ES. Apesar da significativa importância, seus rios sofrem grandes impactos com o assoreamento e o lançamento de resíduos domésticos, industriais e agrícolas. Além disso, a retirada de cobertura vegetal está reduzindo o aporte de águas, principalmente nas áreas de cabeceira. Apresentam poucos eventos de estiagem e áreas com déficit hídrico, sendo mais frequentes as ocorrências de enchentes localizadas (IEMA, 2015).

Bacias Hidrográficas dos Rios Itapemirim (c) e Itabapoana (d): estão localizadas na macrorregião Sul e possuem áreas totais de 6.181 km² (c) e 4.875 km² (d), com nascentes localizadas na Serra do Caparaó. As porções baixas apresentam temperaturas médias acima de 18 °C em todos os meses, as porções médias, entre 15 a 18 °C, e as partes superiores, entre 10 e 15 °C. A precipitação anual varia de 919 mm (c) e 884 mm (d) (nas regiões costeiras) a 1.733 mm (c) e 1.501 mm (d) na região do Caparaó, com valores médios de 1.320 mm (c) e (d), maiores que a média estadual de 1.219 mm. A maior incidência de chuva é ocasionada, principalmente, pela topografia bastante acidentada na Serra do Caparaó, fazendo com que o balanço hídrico tenha valores de precipitação anual 61 mm (c) e 37 mm (d) acima da ET₀, com excedentes hídricos de novembro a abril, exceto para fevereiro e déficits, geralmente, de maio a outubro (Brandão, Gonçalves, Jabor, 2018c; Brandão, Gonçalves, Jabor, 2018d).

2.4 ANÁLISES DE CORRELAÇÃO E DE TRILHA

Em pesquisas científicas, muitas vezes, faz-se necessária a determinação da existência de interação entre variáveis. Com esse propósito, as análises de correlações foram desenvolvidas para avaliar a magnitude e a direção da associação entre duas variáveis, destacando-se a correlação de Pearson (Equação 4), a mais utilizada em diversas áreas do conhecimento (Sarawgi, Rastogi, Soni, 1997; Chuai et al., 2013; Muradyan et al., 2019; Onyia et al., 2020).

$$r_{xy} = \frac{\sum (x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{(\sum (x_i - \bar{x}_i)^2)(\sum (y_i - \bar{y}_i)^2)}} \quad (4)$$

Em que: r_{xy} é o coeficiente de correlação linear de *Pearson*; x_i e y_i são os valores das variáveis aleatórias e \bar{x}_i e \bar{y}_i são as médias dos valores das variáveis aleatórias.

Embora sejam de grande importância, as estimativas dos coeficientes de correlação não expressam uma relação de causa e efeito, podendo ser interpretadas incorretamente, pois a correlação alta entre duas variáveis pode ser resultado do efeito indireto de outras. Nesse caso, a utilização de metodologias alternativas, como a análise de trilha (*path analysis*), possibilita melhor entendimento das reais associações entre as variáveis (Wright, 1921 *apud* Souza, Scalon, 2013).

A análise de trilha consiste no desdobramento das correlações em efeitos diretos e indiretos das variáveis explicativas (independentes) sobre a básica (dependente), cujas estimativas que quantificam esses efeitos são obtidas por meio de análise de regressão. Essa decomposição da correlação é dependente do conjunto de variáveis estudadas, da importância de cada uma e das possíveis inter-relações expressas em diagrama de trilha (Cruz, Carneiro, Regazzi, 2014).

Para exemplificar o desdobramento das correlações e estimação dos coeficientes de trilha, pode-se considerar um diagrama causal com três variáveis explicativas (X_1 , X_2 e X_3) e uma variável básica Y (Figura 5).

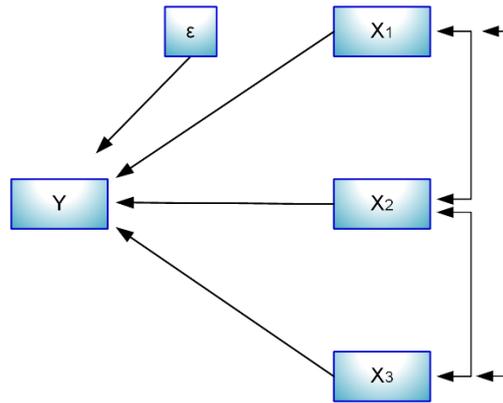


Figura 5. Diagrama de trilha dos efeitos das variáveis explicativas (X_1 , X_2 e X_3) e residual ε sobre a variável básica Y .
Fonte: adaptada de Souza e Scalon (2013).

Dessa maneira, as variáveis podem ser representadas por meio de um modelo de regressão múltipla (Equação 5).

$$Y = b_{01}X_1 + b_{02}X_2 + b_{03}X_3 + \varepsilon \quad (5)$$

De acordo com Li (1975), as variáveis são padronizadas, por meio da Equação 6, obtendo-se a Equação 7.

$$\frac{Y - \bar{Y}}{\sigma} = \frac{b_{01}(X_1 - \bar{X}_1)}{\sigma} \cdot \frac{\sigma_1}{\sigma} + \frac{b_{02}(X_2 - \bar{X}_2)}{\sigma} \cdot \frac{\sigma_2}{\sigma} + \frac{b_{03}(X_3 - \bar{X}_3)}{\sigma} \cdot \frac{\sigma_3}{\sigma} + \frac{(\varepsilon - \bar{\varepsilon})}{\sigma} \cdot \frac{\sigma_\varepsilon}{\sigma} \quad (6)$$

$$y = p_{01}x_1 + p_{02}x_2 + p_{03}x_3 + p_\varepsilon u \quad (7)$$

Em que: $y = \frac{Y - \bar{Y}}{\sigma}$ é a variável básica dependente padronizada; $p_{0i} = \frac{b_{0i}\sigma_i}{\sigma}$ são os coeficientes de trilha ou efeitos diretos das variáveis explicativas; $x_i = \frac{(X_i - \bar{X}_i)}{\sigma_i}$ são as variáveis explicativas independentes padronizadas; u é a variável residual e p_ε é o coeficiente da variável residual.

Na decomposição das correlações, os coeficientes de trilha permitem que sejam calculados, por exemplo, os efeitos diretos da variável x_1 sobre y , representado por p_{01} , e os efeitos indiretos da variável x_1 sobre y , por meio de x_2 e

x_3 , representados por $p_{02}r_{12}$ e $p_{03}r_{13}$, respectivamente. Assim, $r_{01} = p_{01} + p_{02}r_{12} + p_{03}r_{13}$.

Para obtenção das estimativas dos coeficientes de trilha (\hat{p}_{0i}), por meio do método dos mínimos quadrados, basta resolver o sistema linear de equações normais (Equação 8).

$$\begin{bmatrix} r_{01} \\ r_{02} \\ r_{03} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & 1 & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_{01} \\ p_{02} \\ p_{03} \end{bmatrix} \quad (8)$$

Generalizando-se, para n variáveis explicativas, tem-se a equação 9.

$$\begin{bmatrix} r_{01} \\ r_{02} \\ r_{03} \\ \vdots \\ r_{0n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & r_{13} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & 1 & r_{23} & \dots & r_{2n} \\ r_{31} & r_{32} & 1 & \dots & r_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & r_{n3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_{01} \\ p_{02} \\ p_{03} \\ \vdots \\ p_{0n} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Para interpretação da análise de trilha existem diferentes metodologias descritas nas literaturas científicas, a maior parte em melhoramento genético (Carvalho et al., 1999; Oliveira et al., 2010; Lúcio et al., 2013; Toebe, Cargnelutti Filho, 2013; Almeida et al., 2018; Onyia et al., 2020). Todavia, o que geralmente é feito pelos pesquisadores são análises e associações entre os coeficientes de correlação, de trilha e o residual.

Segundo Singh e Chaudhary (1979) *apud* Gomes (1996), quando o coeficiente de trilha p_{0i} for, em módulo, menor que o efeito residual p_{ε} , mas o coeficiente de correlação r_{0i} for maior que o residual, significa que a variável explicativa em questão influencia a variável principal apenas indiretamente, ou seja, associada às outras variáveis; se p_{0i} for, em módulo, maior que o p_{ε} , indica a existência do efeito direto da variável explicativa sobre a básica.

De acordo com Lúcio et al. (2013), quando o coeficiente de correlação r_{0i} e o coeficiente de trilha p_{0i} forem significativos em magnitude e sinal, tem-se o efeito direto da variável explicativa sobre a básica; se r_{0i} for significativo e o p_{0i} não significativo, a correlação foi ocasionada pelos efeitos indiretos; quando r_{0i} for não significativo e o p_{0i} significativo, ocorre o efeito direto sobre a variável básica, mas

os efeitos indiretos provocaram a falta de correlação; e, por último, se r_{0i} e o p_{0i} forem não significativos, os efeitos diretos e indiretos podem ser desconsiderados.

Um outro assunto que merece destaque em pesquisas com análise de trilha é a ocorrência do problema de multicolinearidade, que é a associação entre as variáveis explicativas e que pode levar a estimativas inconsistentes dos coeficientes de trilha (Neter et al., 2005; Montgomery, Peck, Vining, 2012; Toebe, Cargnelutti Filho, 2013).

Para diagnosticar a presença de multicolinearidade existem vários métodos, dentre os quais se destacam: 1) o Fator de Inflação da Variância (VIF), o mais utilizado, o qual indica o quanto da variância do coeficiente está elevada, em comparação ao que seria se a variável não estivesse associada a nenhuma outra. Segundo Neter et al. (2005), se qualquer valor de VIF for maior que 10, indica influência da multicolinearidade; 2) a análise da matriz de correlação das variáveis independentes; 3) o teste do determinante da matriz de correlação (quanto mais próximo de zero mais intensa é a multicolinearidade); e 4) a análise dos autovalores da matriz, na qual o diagnóstico é feito pelo Número de Condições (NC) que é a relação entre o maior e o menor autovalor, quando NC é menor que 100 significa multicolinearidade fraca e não há problema na análise, se $100 < NC < 1000$ é considerada de moderada a forte, e se $NC > 1000$, é severa (Montgomery, Peck, Vining, 2012). Contudo, não se deve utilizar um único método isoladamente, é necessária uma análise conjunta para que se possa efetuar um melhor diagnóstico da multicolinearidade.

Algumas estratégias têm sido utilizadas para contornar os efeitos da multicolinearidade, dentre elas a eliminação de variáveis e a análise em crista (Montgomery, Peck, Vining, 2012; Cruz, Carneiro, Regazzi, 2014).

A eliminação de variáveis não é muito recomendada, pois a que foi excluída da análise pode ser uma das mais importantes na explicação dos efeitos sobre a variável básica. Nesse sentido, o método da regressão em crista que consiste em obter os coeficientes de regressão a partir de uma modificação das equações normais, é uma das formas mais usadas para combater os problemas proporcionados pela multicolinearidade. Resumidamente, nesse procedimento o estimador é obtido somando-se uma constante (que pode ser obtida no gráfico de crista) aos elementos da diagonal principal da matriz de correlação, com o propósito

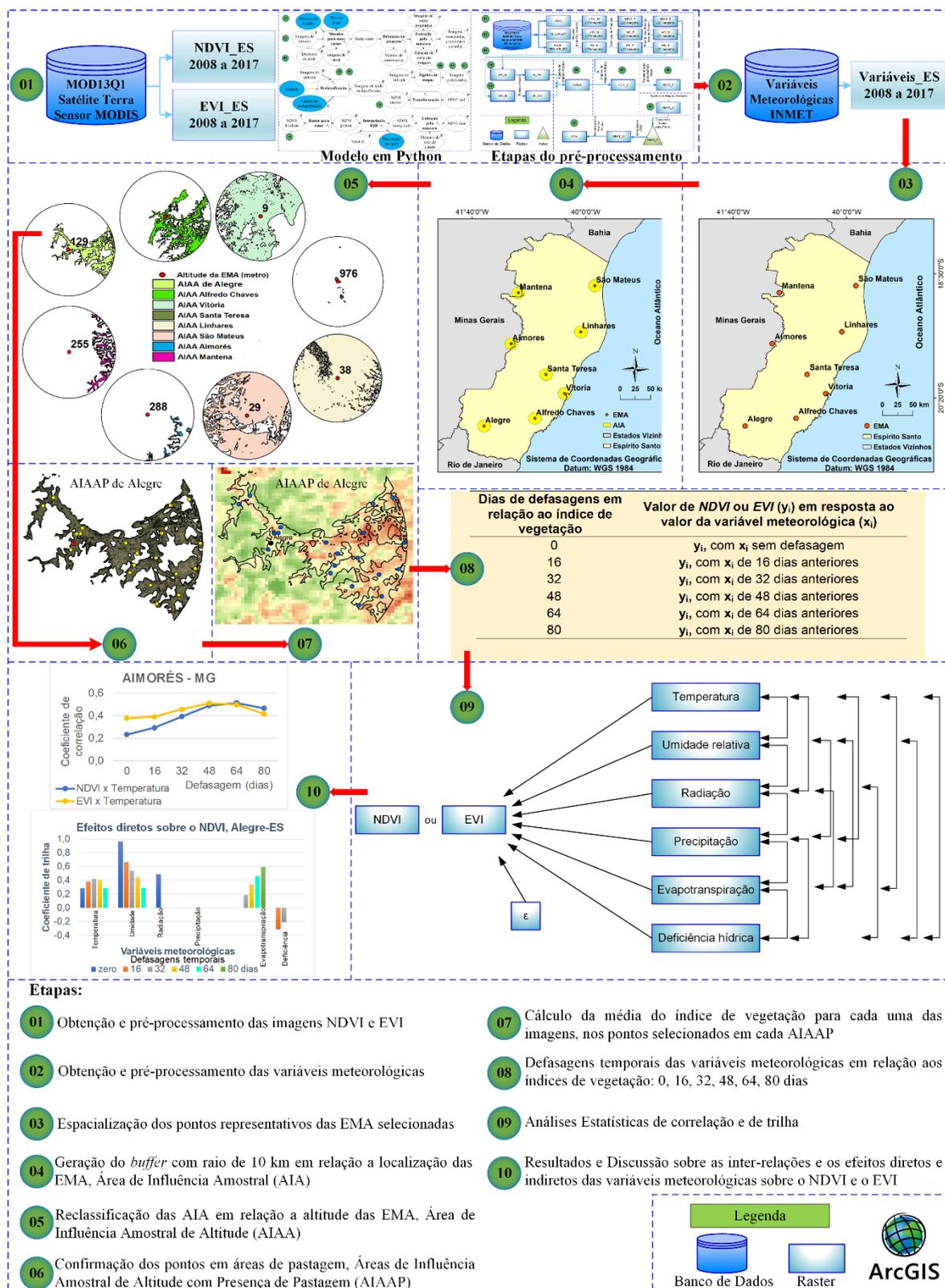
de estabilizar as estimativas dos parâmetros e produzir um quadrado médio do erro menor que as estimativas dos mínimos quadrados (Cruz, Carneiro, Regazzi, 2014).

O importante na análise de trilha, independente da metodologia usada, é a estimação correta dos coeficientes, livre da influência da multicolinearidade, para que se possa realizar uma análise correta dos efeitos diretos e indiretos das variáveis independentes sobre a principal.

3. TRABALHOS

3.1 GEOTECNOLOGIAS E ANÁLISE DE TRILHA APLICADAS NA AVALIAÇÃO DAS INTER-RELAÇÕES ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS

RESUMO GRÁFICO



Etapas:

- 01 Obtenção e pré-processamento das imagens NDVI e EVI
- 02 Obtenção e pré-processamento das variáveis meteorológicas
- 03 Espacialização dos pontos representativos das EMA selecionadas
- 04 Geração do *buffer* com raio de 10 km em relação a localização das EMA, Área de Influência Amostral (AIA)
- 05 Reclassificação das AIA em relação a altitude das EMA, Área de Influência Amostral de Altitude (AIAA)
- 06 Confirmação dos pontos em áreas de pastagem, Áreas de Influência Amostral de Altitude com Presença de Pastagem (AIAAP)
- 07 Cálculo da média do índice de vegetação para cada uma das imagens, nos pontos selecionados em cada AIAAP
- 08 Defasagens temporais das variáveis meteorológicas em relação aos índices de vegetação: 0, 16, 32, 48, 64, 80 dias
- 09 Análises Estatísticas de correlação e de trilha
- 10 Resultados e Discussão sobre as inter-relações e os efeitos diretos e indiretos das variáveis meteorológicas sobre o NDVI e o EVI



RESUMO

As variáveis meteorológicas afetam a dinâmica do desenvolvimento das plantas de diferentes maneiras e seus efeitos influenciam a vegetação em escala global. Um entendimento mais profundo entre variáveis meteorológicas e desenvolvimento de plantas pode indicar alternativas adequadas para amenizar resultados negativos quando a interação for prejudicial, sendo especialmente útil no setor agrícola. Assim, esta pesquisa analisou as inter-relações entre variáveis meteorológicas relacionadas à energia (temperatura do ar, radiação solar e evapotranspiração de referência - ET_0) e hidrológicas (precipitação, umidade relativa e deficiência de água), com seis níveis de defasagens temporais, 0, 16, 32, 48, 64 e 80 dias, e seus efeitos no Índice de Vegetação por Diferenças Normalizadas (NDVI) e no Índice de Vegetação Melhorada (EVI), em áreas de pastagem localizadas no Espírito Santo, Brasil. As imagens do sensor MODIS foram processadas por meio de um modelo em linguagem de programação Python, desenvolvido no aplicativo ArcGIS, enquanto a correlação de Pearson e a análise de trilha entre os dois índices de vegetação e as seis variáveis meteorológicas foram realizadas usando dados dos anos de 2008 a 2017. Os resultados mostraram que, apesar da variação dinâmica nos índices de vegetação e nas variáveis meteorológicas, os efeitos diretos e indiretos dessas variáveis no NDVI e no EVI foram muito semelhantes para as diferentes defasagens temporais e estações meteorológicas. Os coeficientes de determinação mostraram que as seis variáveis meteorológicas explicaram mais de 50% da variação observada nos dois índices, em alguns casos até 70%, principalmente nos primeiros períodos de defasagem, nos quais o EVI estava ligeiramente acima do NDVI. Quando se verificou efeitos indiretos sobre os índices de vegetação, as três variáveis energéticas relacionaram-se apenas entre si, assim como as três variáveis hidrológicas. A temperatura e a umidade relativa foram as variáveis meteorológicas que mais tiveram efeitos diretos nos índices de vegetação, em quase todos os períodos de defasagem. A umidade relativa não teve efeitos indiretos nos índices em nenhuma associação com outra variável. Por outro lado, a precipitação apresentou efeitos indiretos, principalmente, sempre atuando em associação com outra variável hidrológica. A radiação solar mostrou efeito direto sobre os índices de vegetação, principalmente nos três primeiros períodos de defasagem. A ET_0 teve efeito direto, principalmente após 32 dias de defasagem e a deficiência hídrica, efeito direto até 32 dias, indicando que a vegetação responde mais rápido às condições hídricas. A metodologia utilizada mostrou-se adequada para a avaliação dos efeitos diretos e indiretos das variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação e apresenta potencial para ser aplicada em outras regiões do Brasil ou do mundo.

Palavras-chave: *EVI, NDVI, Sensoriamento remoto, SIG, Path analysis.*

ABSTRACT

Meteorological variables affect plant development dynamics in different ways and their effects influence vegetation on a global scale. A deeper understanding between meteorological variables and plant development can indicate suitable alternatives to mitigate negative results when the interaction is harmful, being especially useful in the agricultural sector. Thus, this research analyzed the interrelationships between meteorological variables related to energy (air temperature, solar radiation and reference evapotranspiration - ET_0), and related to hydrology (precipitation, relative humidity and water deficiency), with six levels of time delays, 0, 16, 32, 48, 64 and 80 days, and their effects on the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Enhanced Vegetation Index (EVI), in grassland areas located in the state of Espírito Santo, Brazil. MODIS sensor images were processed using a Python programming language model, developed in the ArcGIS software, while Pearson's correlation and path analysis between the two vegetation indexes and the six meteorological variables were performed using data from 2008 to 2017. The results demonstrated that, despite the dynamic variation in vegetation indexes and meteorological variables, the direct and indirect effects of these variables on NDVI and EVI were very similar for the different time delays and weather stations. The determination coefficients depicted that the six meteorological variables explained more than 50% of the variation observed in the two indexes, in some cases up to 70%, mainly in the first periods of delay, in which the EVI was slightly above the NDVI. When there were indirect effects on the vegetation indexes, the three energy variables were related only to each other, as well as the three hydrological variables. Temperature and relative humidity were the ones that most had direct effects on vegetation indexes, in almost all periods of delay. Relative humidity had no indirect effects on the indexes in any association with another variable. However, precipitation had mainly indirect effects, always acting in association with another hydrological variable. Solar radiation showed a direct effect on the vegetation indexes, mainly in the first three periods of delay. ET_0 had a direct effect, mainly after 32 days of delay and water deficiency, a direct effect until 32 days, indicating that vegetation responds faster to water deficiency. The methodology used proved to be adequate for the evaluation of the direct and indirect effects of meteorological variables on the vegetation indexes and has the potential to be applied in other regions of Brazil or the world.

Keywords: EVI, NDVI, Remote sensing, GIS, Path analysis.

INTRODUÇÃO

O clima é o principal responsável pela distribuição dos tipos de vegetação nos diferentes ecossistemas terrestres, bem como por suas modificações espaçotemporais em escalas locais, continentais e globais (Walker, Steffen, 1997; Chang et al., 2014; Luan et al., 2018). Dessa forma, a resposta da vegetação às variáveis meteorológicas torna-se um importante tema para pesquisas em todo o mundo (Xu et al., 2014; Wang et al., 2014; Zhang et al., 2018; Sedighifar, Motlagh, Halimi, 2019).

A vegetação desempenha um papel importante como indicador, pois qualquer alteração na sua qualidade e quantidade evidencia as mudanças que estão ocorrendo em seu ambiente (Guo et al., 2014a; He et al., 2018).

Nos últimos anos, alguns pesquisadores têm estudado a correlação entre os índices de vegetação e as variáveis meteorológicas. Normalmente, a temperatura do ar e a precipitação são as mais utilizadas nas pesquisas sobre a dinâmica e o desenvolvimento das plantas (Chuai et al., 2013; Hou et al., 2015; Hou et al., 2016; Wen et al., 2017; Pan; Gao; Wang, 2018). Porém, existem outras variáveis que afetam a vegetação e não devem ser ignoradas, como a radiação solar líquida, que possui papel energético indispensável em vários ecossistemas, além de ser usada para o cálculo da evapotranspiração de referência, mais uma variável importante da necessidade de água e do desenvolvimento da vegetação (Parmar, Gontia, 2016; Tomas-Burquera et al., 2017).

Em estudos sobre a dinâmica do desenvolvimento da vegetação, o uso de geotecnologias tornou o processo mais rápido, menos trabalhoso e economicamente viável e, dentre as tecnologias disponíveis, o sensoriamento remoto provou ser uma ferramenta eficiente para uso em vários tipos de pesquisas, uma vez que possui alta frequência de aquisição de dados, representa uma fonte acessível e padronizada de informações em diferentes regiões espectrais e possibilita uma visão global dos fenômenos (Halimi, Sedighifar, Mohammadi, 2018).

Os sensores remotos fornecem dados distintos sobre a superfície terrestre, desde temperaturas até a composição de índices de vegetação, permitindo o geoprocessamento dessas informações, principalmente por meio dos aplicativos de Sistema de Informação Geográfica (SIG) que otimizam o processo e

proporcionam a integração de diferentes bases de dados georreferenciados (Camara, Davis, Monteiro, 2001; Alves, Azevedo, 2013). Com isso, é possível melhorar a qualidade das pesquisas e obter um maior conhecimento sobre os fenômenos e as mudanças que ocorrem no planeta.

Neste contexto, as imagens do *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* e *Enhanced Vegetation Index (EVI)* podem ser usadas para vários tipos de estudos, pois permitem identificar as variações na vegetação influenciadas por eventos climáticos, como o estado de sanidade ou estágio de desenvolvimento (Didan, Munoz, Huete, 2015). As imagens de resolução moderada do *MODIS* têm sido amplamente utilizadas em pesquisas sobre a dinâmica da vegetação em escalas regional e global (Lee, Kastens, Egbert, 2016; Liu, 2017).

Com a utilização dessas imagens, é possível identificar mudanças na vegetação uma vez que, conforme observado por Huete et al. (2002) e Husein, Kovács e Tobak (2017), a variação ocorrida nos índices de vegetação se correlaciona significativamente com o conteúdo de biomassa verde, e esses valores obtidos por sensores remotos são bons indicadores do estresse hídrico nas plantas.

Assim, com as mudanças climáticas que afetam milhões de pessoas e geram prejuízos econômicos e sociais em todo o mundo, especialmente no setor agrícola, percebe-se a necessidade de estudos sobre as variáveis meteorológicas que participam mais ativamente dessas mudanças, contribuindo para uma melhor compreensão dos seus efeitos, principalmente sobre a vegetação.

Nessas investigações científicas, muitas vezes é necessária a determinação da existência ou não de interação entre variáveis. Com esse propósito, as análises de correlações foram desenvolvidas para avaliar a magnitude e a direção da associação entre duas variáveis. Embora sejam de grande importância, suas estimativas não expressam uma relação de causa e efeito, podendo ser interpretadas incorretamente, uma vez que a alta correlação entre duas variáveis pode ser resultado do efeito indireto de outras. Nesse caso, a utilização de metodologias alternativas, como a análise de trilha, possibilita o entendimento das reais associações entre as variáveis (Wright, 1921 *apud* Souza, Scalon, 2013).

A análise de trilha consiste no desdobramento das correlações em efeitos diretos e indiretos das variáveis explicativas sobre a básica e as estimativas que quantificam esses efeitos são obtidas por meio de análise de regressão múltipla. Essa decomposição da correlação é dependente do conjunto de variáveis

estudadas, da importância de cada uma e das possíveis inter-relações expressas em um diagrama de trilha (Cruz, Carneiro, Regazzi, 2014).

Uma das peculiaridades desta pesquisa é a utilização da análise de trilha em um estudo envolvendo índices de vegetação e variáveis meteorológicas. Normalmente, essa metodologia é frequentemente empregada no melhoramento genético vegetal de diversas culturas, auxiliando no processo de formulação de procedimentos adequados de seleção (Coimbra et al., 2005; Vieira et al., 2007; Salla et al., 2015; Silva et al., 2016; Namdev, Dongre, 2018).

Assim, o objetivo principal desta pesquisa foi analisar as relações de causa entre as variáveis meteorológicas: temperatura do ar, umidade relativa, radiação solar, precipitação pluvial, evapotranspiração de referência e deficiência hídrica, com seis níveis de defasagens temporais; e os efeitos diretos e indiretos sobre os índices de vegetação, *NDVI* e *EVI*, por meio de análises de correlação e de trilha.

MATERIAL E MÉTODOS

ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo foi o estado do Espírito Santo, localizado na região Sudeste do Brasil, entre os paralelos 17,9° S e 21,3° S e os meridianos 39,6° W e 41,8° W. Faz divisa ao Norte com a Bahia, ao Sul com o Rio de Janeiro, a Oeste com Minas Gerais e a Leste com o Oceano Atlântico (Figura 1).

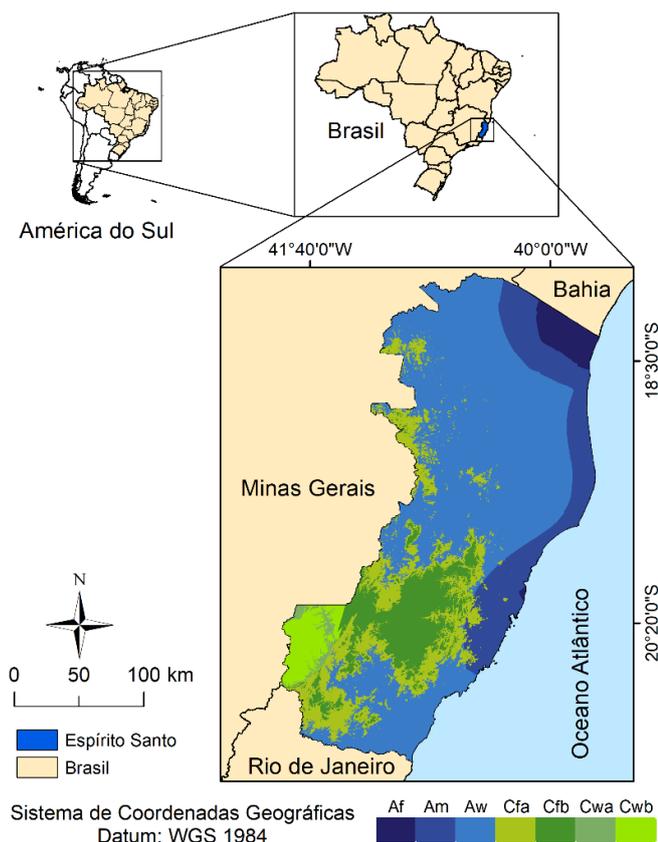


Figura 1. Localização do Estado do Espírito Santo com a classificação do clima.

De acordo com a classificação de *Köppen*, o clima predominante no estado é o Aw: zona tropical, com inverno seco (53,69%); ainda apresenta as seguintes zonas: Cfa: clima oceânico, sem estação seca (14,92%); Am: zona tropical, com monção (13,96%); Cfb: clima oceânico, sem estação seca, com verão temperado (10,47%); Cwb: clima temperado úmido, com inverno seco e verão temperado (3,36%); Af: clima tropical úmido (2,76%); Cwa: clima temperado úmido, com inverno seco e verão quente (0,83%) e Cwc: clima temperado úmido, com inverno seco e verão curto e fresco (0,02%) (Alvares et al., 2013).

OBTENÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE SATÉLITE DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Para o desenvolvimento desta pesquisa, primeiramente, foram obtidas imagens *NDVI* e *EVI* do satélite Terra, sensor *MODIS*, produto *MOD13Q1*, com

resolução espacial de 250 m e temporal de 16 dias, composto pelo máximo valor do *pixel* neste período. Essas imagens encontram-se disponíveis gratuitamente no banco de dados da *Earth Observing System Data and Information System (EOSDIS)* da *NASA*, no endereço eletrônico <https://search.earthdata.nasa.gov> (Didan, Munoz, Huete, 2015).

O produto *MOD13Q1*, disponibilizado em arquivo compactado em formato *HDF*, é constituído por doze camadas, destacando-as: imagem *NDVI*; *EVI*; de qualidade *VI Quality*; de reflectância referentes às bandas do vermelho e do infravermelho próximo utilizadas para geração do *NDVI*; e juntamente com a do azul para geração do *EVI*; de reflectância do infravermelho médio; de confiabilidade *Pixel Reliability* e imagens referentes ao azimute, ângulo de visada, ângulo zenital solar e composição do dia juliano do ano (Didan, Munoz, Huete, 2015).

Esses conjuntos de dados foram obtidos na versão V06, correspondentes aos quadrantes h14v10 e h14v11, cada um cobrindo uma área de $10^\circ \times 10^\circ$, ou seja, 1.200 km x 1.200 km (Figura 2).

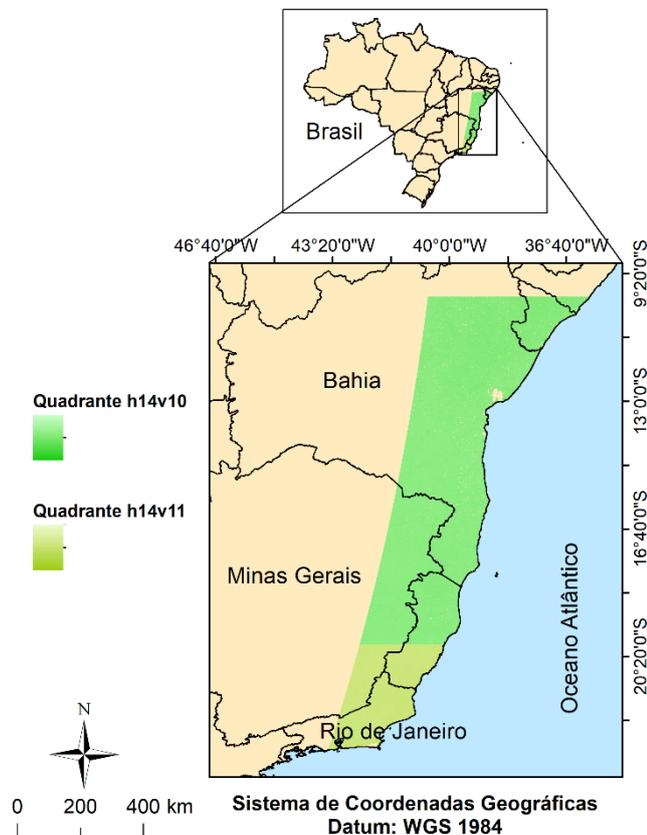


Figura 2. Imagens do sensor *MODIS*, correspondentes aos quadrantes h14v10 e h14v11.

Neste estudo, foram utilizadas imagens correspondentes aos anos de 2008 a 2017 (Tabela 1) que após o processamento totalizaram 230 imagens para cada um dos índices de vegetação.

Tabela 1. Datas das imagens *MODIS*

Ano das imagens	Data inicial das imagens (dia juliano)		
	01/01 (01)	09/05 (129)	14/09 (257)
	17/01 (17)	25/05 (145)	30/09 (273)
	02/02 (33)	10/06 (161)	16/10 (289)
2008, 2009, 2010, 2011, 2012	18/02 (49)	26/06 (177)	01/11 (305)
2013, 2014, 2015, 2016, 2017	*06/03 (65)	12/07 (193)	17/11 (321)
	22/03 (81)	28/07 (209)	03/12 (337)
	07/04 (97)	13/08 (225)	19/12 (353)
	23/04 (113)	29/08 (241)	

*A partir desta data, considerou-se um dia a menos em cada data inicial nos anos bissextos.

Todo o trabalho de geoprocessamento e edição de imagens foi executado utilizando os recursos do programa *ArcGIS 10.3* (ESRI, 2015).

O fluxograma metodológico descrevendo todas as etapas necessárias para a aquisição e pré-processamento das imagens *NDVI*, *VI Quality* e *Pixel Reliability* do sensor *MODIS* entre os anos de 2008 a 2017 é apresentado na Figura 3.

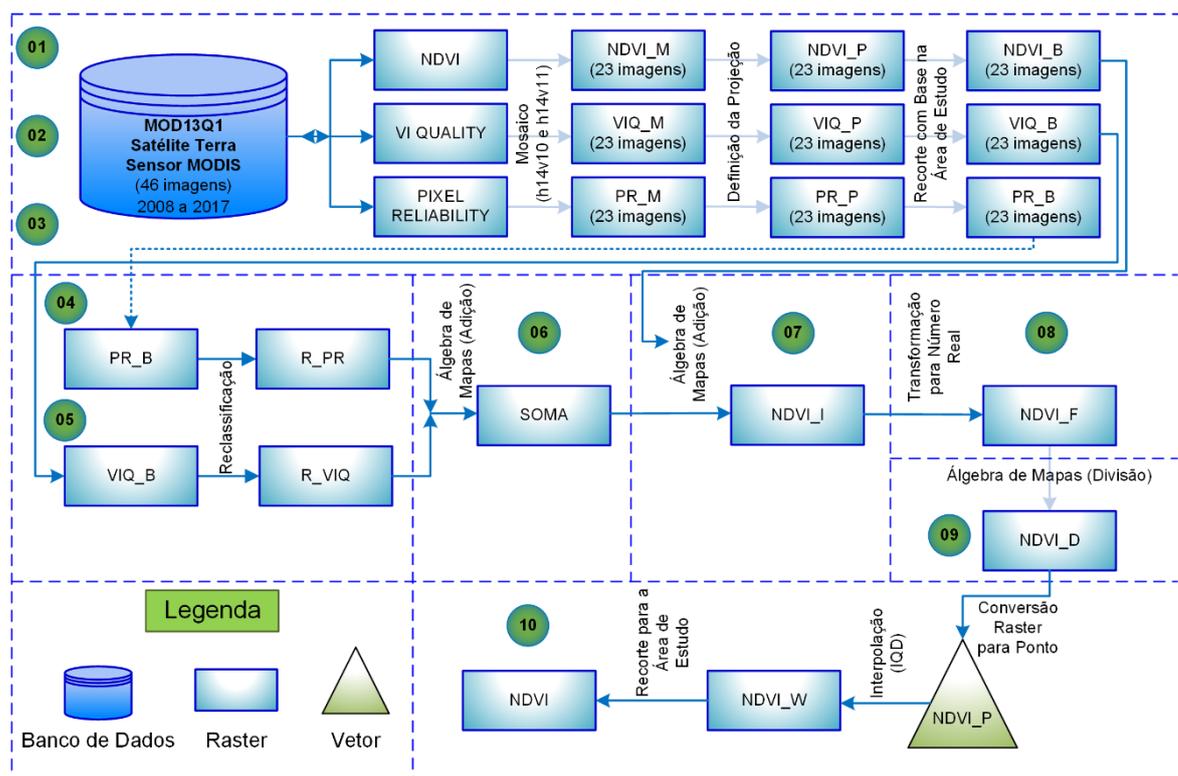


Figura 3. Fluxograma do pré-processamento das imagens dos índices de vegetação.

Após a aquisição das imagens de satélite dos índices de vegetação, elas foram exportadas para o aplicativo *ArcGIS* 10.3, no qual, para facilitar o pré-processamento, foi desenvolvido um modelo em *ModelBuilder*, em linguagem de programação *Python* para a automatização e documentação dos processos de gerenciamentos de dados (Abdelrahman; Tahoun, 2019). O modelo foi dividido em dez etapas, descritas a seguir:

Etapas 01, 02 e 03 - Mosaico, projeção e recorte de imagens

Com as quarenta e seis imagens obtidas de cada uma das três camadas, *NDVI*, *VI QUALITY* e *PIXEL RELIABILITY*, para cada ano, fez-se o mosaico formado pelos quadrantes h14v10 e h14v11 que compõem o estado do Espírito Santo, resultando em vinte e três imagens de cada camada. Em seguida, foram definidas as projeções das imagens originais do sensor *MODIS* obtidas na projeção sinusoidal e formato *HDF* para o sistema *Universal Transversa de Mercator (UTM)*, *datum* horizontal *WGS 84*, zona 24 S. Por último, com base na área de estudo, foi realizado o recorte das imagens, por meio de um arquivo *shapefile* gerado com uma

área maior que a do ES para possibilitar a posterior interpolação dos dados (GEOBASES, 2015).

Etapas 04 e 05 - Reclassificação de imagens *VI QUALITY* e *PIXEL RELIABILITY*

De acordo com Moraes (2012), o propósito dessas imagens é a extração dos *pixels* denominados “espúrios” resultantes da presença de nuvens e/ou de ruídos, assegurando a qualidade e consistência dos dados.

Quanto aos valores de qualidade das imagens *VI Quality*, Moraes e Rocha (2011) encontraram, a partir das combinações dos valores em *bits* disponibilizados pela NASA, que o intervalo válido a considerar como *pixels* desejáveis é de 4 a 37.572. Assim, foi realizada a reclassificação das imagens *VI Quality*, atribuindo-se o valor *NoData* para os intervalos inválidos de *pixels* entre 0 e 4 e entre 37572 e 99999, e para o intervalo válido entre 4 e 37572, atribui-se o valor 0.

Para as imagens de *Pixel Reliability*, adotou-se os valores descritos na Tabela 2.

Tabela 2. Valores de confiabilidade das imagens *Pixel Reliability* para o NDVI

Valor do <i>Pixel</i>	Qualidade	Descrição	Valor após reclassificação
-1	Sem dado	Dado não processado	<i>NoData</i>
0	Dado bom	Pode ser usado com confiança	0
1	Dado marginal	Pode ser usado*	0
2	Neve/gelo	Alvo coberto por neve ou gelo	<i>NoData</i>
3	Nuvem	Alvo coberto por nuvens	<i>NoData</i>

*Observar outra informação de qualidade.

Fonte: (Didan et al., 2015), adaptada pelo autor.

Etapa 06 - Adição das imagens *VI QUALITY* e *PIXEL RELIABILITY*

As imagens reclassificadas nas etapas 04 e 05, foram somadas por meio da função álgebra de mapas para a criação de uma máscara de correção de *pixels* “espúrios”.

Etapa 07 - Correção das imagens NDVI

As imagens de índices de vegetação de composição máxima dos *pixels* possuem quantidade reduzida de nuvens e ruídos atmosféricos, mantendo informações da dinâmica da vegetação. Contudo, é importante eliminar *pixels* que foram afetados por nuvem nas etapas de pré-processamento dos dados (Yu et al., 2003). Assim, somou-se as imagens de NDVI com a máscara de correção, obtida na etapa 06, para extração dos *pixels* “espúrios”, gerando a imagem de NDVI corrigida.

Etapa 08 - Transformação das imagens NDVI para números reais

As imagens NDVI corrigidas, que possuem o formato de números inteiros, foram convertidas para o formato de números reais.

Etapa 09 - Divisão das imagens NDVI

As imagens originalmente com valores digitais variando entre -10.000 a 10.000, foram reescaladas para o intervalo de -1 a +1 por meio da divisão pelo seu fator de escala equivalente a 10.000.

Etapa 10 - Transformação, interpolação e recorte das imagens NDVI

Primeiramente, as imagens NDVI obtidas na etapa anterior foram convertidas para o formato de imagem vetorial de pontos. Em seguida, com o intuito de preencher os dados ausentes nas imagens (valores *NoData*, referentes aos *pixels* espúrios), foi efetuado a interpolação pelo método do Inverso do Quadrado da Distância (IQD) (Watson; Philip, 1985), na qual os valores dos *pixels* são preenchidos de acordo com a ponderação em relação ao IQD dos *pixels* que apresentam valores. Por último, foi realizado o recorte em todas as imagens NDVI da série temporal, tendo como base um arquivo vetorial da área de estudo em formato *shapefile* obtido do Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo (GEOBASES, 2015).

Chen et al. (2014) ao estudarem tendências de comportamento da vegetação, utilizaram dados de NDVI do satélite NOAA, produto GIMMS e procederam de forma análoga, ao eliminarem os *pixels* sinalizados como neve ou nuvens nas imagens e posterior preenchimento das lacunas por meio de técnicas de interpolação.

Para o pré-processamento das imagens do *EVI* foi utilizado o mesmo modelo com as dez etapas desenvolvidas em linguagem *Python*, ou seja, a mesma metodologia descrita anteriormente para o geoprocessamento das imagens do *NDVI*.

A Figura 4 apresenta uma síntese das dez etapas do modelo desenvolvido em *ModelBuilder*, em linguagem de programação *Python*.

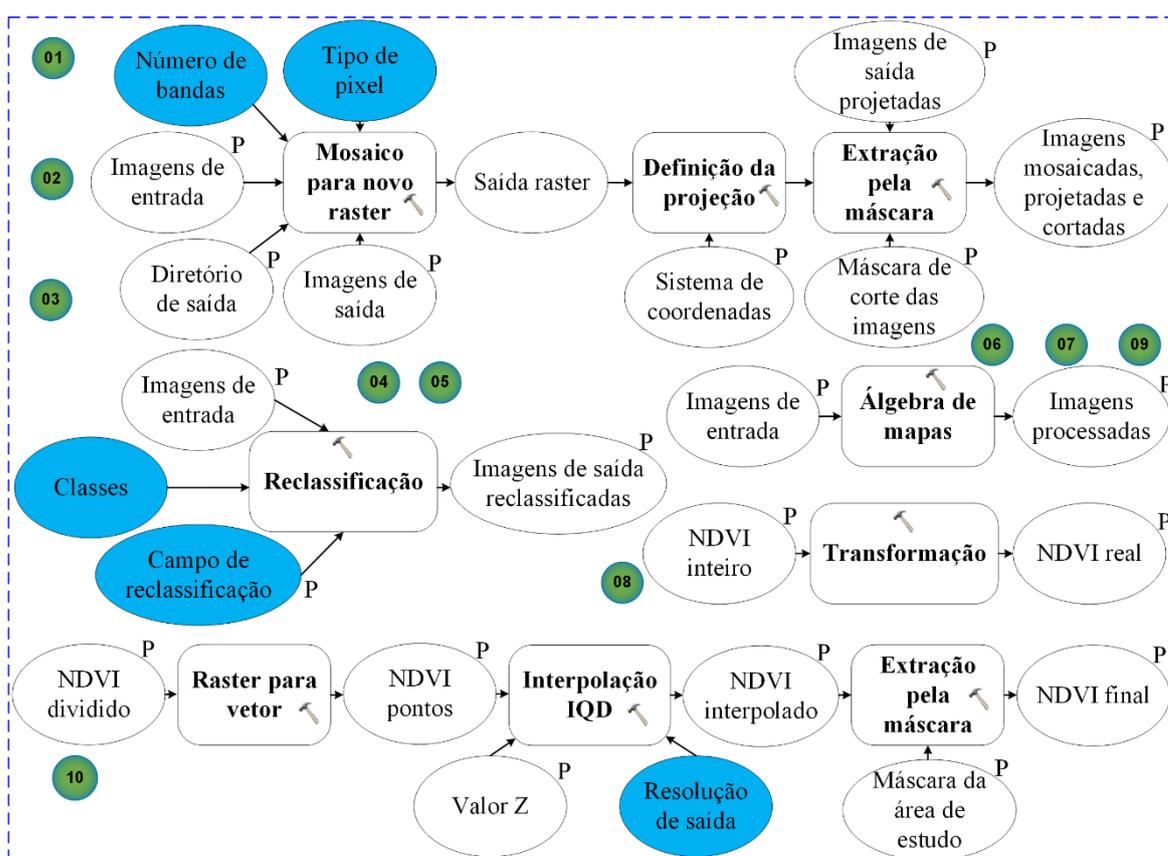


Figura 4. Etapas do modelo desenvolvido em linguagem de programação *Python*.

O modelo desenvolvido para o geoprocessamento dos dados, automatizou e interligou as diferentes etapas, sofrendo pequenas modificações para processar cada uma das 460 imagens do *NDVI*, do *EVI*, do *VI Quality* e do *Pixel Reliability*. Ressaltando-se, assim, a possibilidade de adaptações desse modelo para sua utilização em outras pesquisas.

OBTENÇÃO E PROCESSAMENTO DE DADOS METEOROLÓGICOS

Os dados das variáveis foram obtidos das Estações Meteorológicas Automáticas (EMA) do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), localizadas no estado do Espírito Santo (ES) e em estados vizinhos, para o período de outubro de 2007 a dezembro de 2017.

Nesta pesquisa, não foram utilizados dados meteorológicos das estações convencionais. Optou-se pela utilização dos dados fornecidos pelas EMA, pois estas integram os valores observados das variáveis meteorológicas minuto a minuto, disponibilizando-os automaticamente a cada hora (INMET, 2011).

Inicialmente, foram escolhidas vinte e uma EMA, mas com o intuito de definir somente as que apresentaram pelo menos dez anos de dados meteorológicos, foram selecionadas as seguintes: Alegre (ES), Alfredo Chaves (ES), Vitória (ES), Santa Teresa (ES), Linhares (ES), São Mateus (ES), Aimorés (MG) e Mantena (MG).

As seis variáveis meteorológicas utilizadas foram: temperatura e umidade relativa do ar, radiação solar líquida, precipitação pluvial, evapotranspiração de referência e deficiência hídrica. A evapotranspiração de referência foi calculada pelo método *Penman-Monteith* descrita no boletim 56 da *Food and Agriculture Organization (FAO)*, utilizando-se as variáveis: temperatura máxima e mínima do ar, umidade relativa máxima e mínima do ar, radiação solar, pressão atmosférica, velocidade do vento, além de dados de latitude, longitude e altitude das estações (Allen, 2006). A partir dos dados diários de precipitação pluvial e evapotranspiração, foi calculado o balanço hídrico sequencial diário de Thornthwaite e Mather (1955) e obtida a deficiência hídrica, utilizando-se 100 mm de Capacidade de Água Disponível (CAD) (Costa, 1994; Rolim; Sentelhas; Barbieri, 1998).

Para as variáveis obtidas nas EMA foram realizadas as imputações de valores para os dados faltantes, utilizando-se a metodologia proposta por Stekhoven e Bühlmann (2012), por meio do pacote *MissForest* do aplicativo R. Optou-se por esse método por utilizar um modelo não paramétrico que permite a imputação de valores ausentes basicamente em quaisquer tipos de dados multivariados, sejam variáveis contínuas ou categóricas, simultaneamente. Além disso, não precisa de parâmetros de ajuste, nem exige suposições sobre aspectos da distribuição dos dados e oferece uma maneira de avaliar a qualidade de uma

imputação, pois realiza estimativas de erro que representam uma média de verificação de confiabilidade informal para cada variável.

De posse dos dados diários e considerando a resolução temporal das imagens de índices de vegetação do sensor *MODIS* (16 dias), foram calculados os valores médios das variáveis meteorológicas temperatura e umidade relativa do ar, e radiação solar a cada intervalo de 16 dias. Para a precipitação pluvial, evapotranspiração de referência e deficiência hídrica foram obtidos os seus acumulados no mesmo intervalo de tempo, totalizando 230 valores para cada variável por estação meteorológica.

Com intuito de avaliar o intervalo de tempo que a vegetação demora para responder aos efeitos das variáveis meteorológicas, foram aplicadas defasagens temporais, ou seja, os dados para o período de 13 de outubro de 2007 a 31 de dezembro de 2017 foram tabulados (Tabela 3) considerando-se seis níveis de defasagens (0, 16, 32, 48, 64 e 80 dias) em relação às datas das imagens dos índices de vegetação.

Tabela 3. Diferentes níveis de defasagens temporais para avaliação da resposta da vegetação às variáveis meteorológicas

Dias de defasagens em relação ao índice de vegetação	Valor de <i>NDVI</i> ou <i>EVI</i> (y_i) em resposta ao valor da variável meteorológica (x_i)
0	y_i , com x_i sem defasagem
16	y_i , com x_i de 16 dias anteriores
32	y_i , com x_i de 32 dias anteriores
48	y_i , com x_i de 48 dias anteriores
64	y_i , com x_i de 64 dias anteriores
80	y_i , com x_i de 80 dias anteriores

SELEÇÃO DAS ÁREAS AGRÍCOLAS SOB INFLUÊNCIA DE VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS

Para avaliar as diferentes relações entre as seis variáveis meteorológicas em estudo e os índices de vegetação *NDVI* e *EVI*, o ideal seria usar parcelas isoladas em cada uma das EMA, mas como isso não foi possível, devido à alta demanda de recursos humanos e financeiros, procurou-se observar alguns aspectos para a definição das áreas de estudo, como um único tipo de cultura, com o objetivo de padronizar os resultados dos índices de vegetação, pois o uso de áreas com diferentes coberturas vegetais (culturas anuais, perenes, florestas, entre outras) dificultaria as comparações dos resultados dos índices de vegetação quanto às respostas aos elementos meteorológicos.

Dessa maneira, em primeiro lugar, preocupou-se com a escolha de uma cultura que apresentasse uma resposta relativamente rápida às mudanças das variáveis meteorológicas, com uma cobertura do solo o mais uniforme possível, não fosse muito afetada pelas orientações de vertentes e sombreamento, sofressem poucas modificações antrópicas durante o seu desenvolvimento e com grande ocorrência no ES. Por isso, optou-se pela utilização de áreas com pastagem, pois foi a cultura que mais se aproximou das condições necessárias.

As pastagens no Espírito Santo, assim como na maior parte do Brasil, são exploradas usualmente para criação extensiva a pleno pasto, com pastejo permanente ao longo do ano e pouco manejo, sendo formadas, principalmente, por espécies perenes do gênero *Brachiaria/Urochloa* (Valle et al., 2010). Essas espécies apresentam fixação do carbono de forma mais eficiente para temperaturas entre 30 e 40 °C e são conhecidas por C4. Esta designação é feita pela forma com que as plantas realizam a fotossíntese, ou seja, a denominação C3 está relacionada ao fato da maioria das plantas verdes formarem como primeiro produto estável da cadeia bioquímica da fotossíntese uma molécula com três carbonos (ácido 3-fosfoglicérico) e a denominação C4 é usada para plantas com extraordinária produção de matéria seca e capazes de fixar CO₂ em compostos de quatro carbonos, como malato, oxalacetato e aspartato (Mohr, Schopfer, 1995).

Um outro aspecto importante foi a definição de áreas próximas às EMA e, conseqüentemente, com menor variação dos valores dos elementos meteorológicos. Para isso, foram traçados raios de 10 km a partir das localizações

das estações, as que projetaram áreas representativas no interior do território do estado do ES foram selecionadas.

Considerou-se, ainda, áreas com pequena variação de altitude, pois esta exerce grande influência, principalmente sobre a temperatura. Sabe-se que quanto maior a altitude, menores são as temperaturas (Coelho, Terra, 2001), assim, a cada mil metros tem-se variação aproximada de 6,5 °C na temperatura (Christopherson, 2012).

Levando-se em consideração os aspectos mencionados, foram realizadas as seguintes etapas no aplicativo *ArcGIS* 10.3:

- 1) Espacialização dos pontos representativos das EMA selecionadas;
- 2) Geração do *buffer* circular com raio de 10 km em relação aos pontos de localização das EMA, chamadas de Área de Influência Amostral (AIA) (Figura 5);

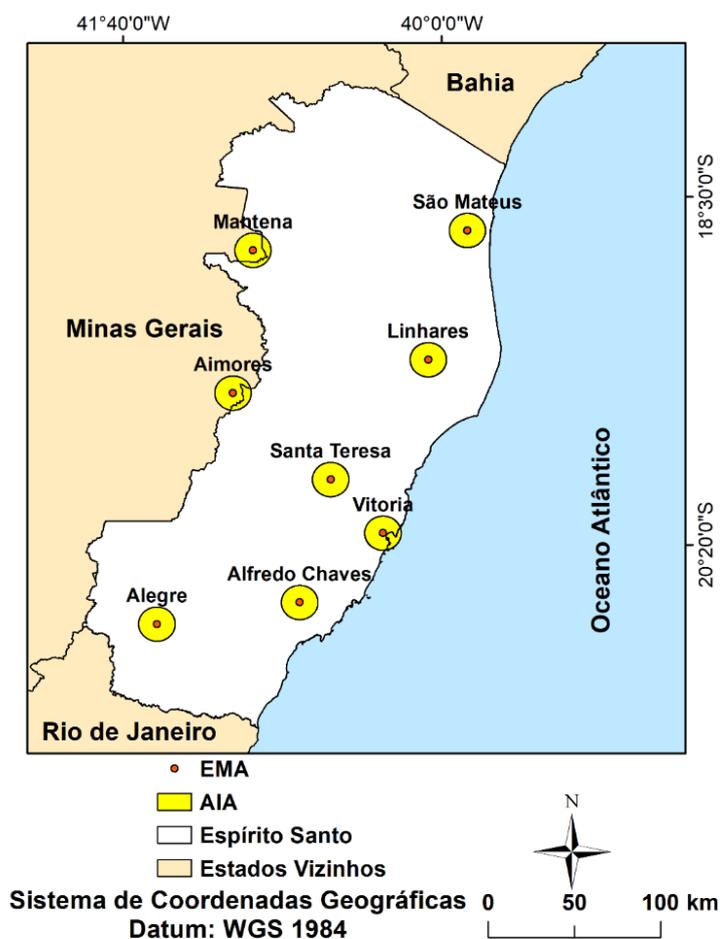


Figura 5. Áreas de Influência Amostral (AIA).

3) Aquisição das imagens do Modelo Digital de Elevação (MDE) do projeto Banco de Dados Geomorfológicos do Brasil (TOPODATA), no site <http://www.dsr.inpe.br/topodata>, com resolução de 30 m, para todo o ES (Valeriano, 2008); e reclassificação da AIA em relação a altitude das EMA para o seguinte intervalo: Altitude da EMA ± 25 m, denominadas Área de Influência Amostral de Altitude - AIAA (Figura 6);

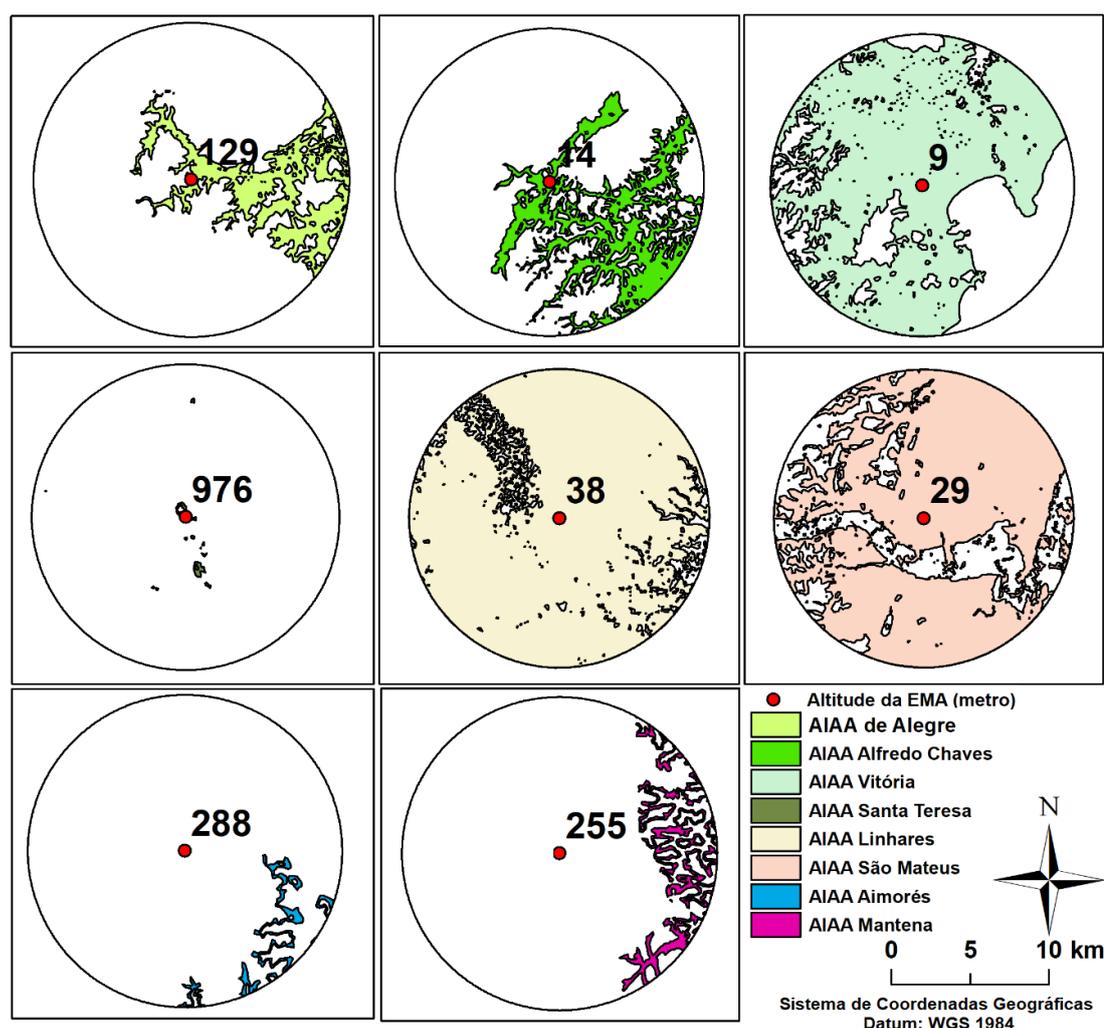


Figura 6. Áreas de Influência Amostral de Altitude (AIAA).

4) Criação aleatória de cem pontos em cada área e, por meio do processo de fotointerpretação, seleção de 20 pontos em áreas com a presença de pastagens, para os dez anos de estudo (Figura 7). Para confirmação dos pontos em áreas com pastagem foram utilizadas as seguintes imagens: a) ortofotomosaico de 2007-2008,

com 1 m de resolução, disponibilizado como cortesia pelo Instituto Estadual do Meio Ambiente e Recursos Hídricos (IEMA), b) ortofotomosaico de 2012-2015, com 25 cm de resolução espacial, e c) geoserviços de imagens *Web Maps Service (WMS)*, do *Google Earth*, para os demais anos entre 2008 e 2017.

Devido a resolução espacial das imagens dos índices de vegetação ($250 \times 250 \text{ m} = 6,25 \text{ ha}$) foram selecionadas áreas com pastagens maiores que 10 ha, intituladas de Áreas de Influência Amostral de Altitude com Presença de Pastagem (AIAAP);

5) Cálculo da média do *NDVI* e do *EVI* para cada uma das imagens com resolução temporal de 16 dias, nos 20 pontos selecionados em cada AIAAP, para o período de 2008 a 2017 (Figura 7).

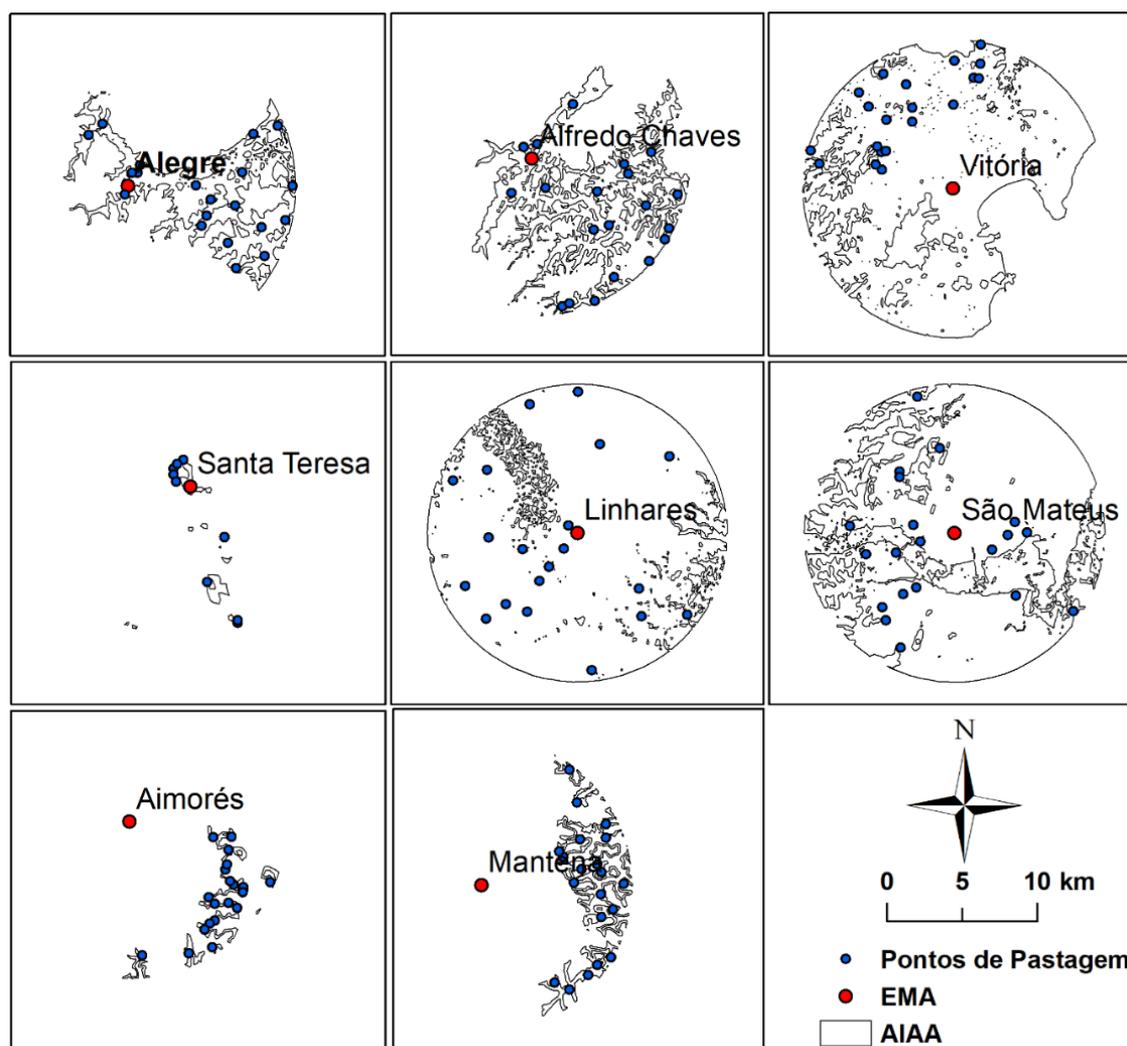


Figura 7. Áreas de Influência Amostral de Altitude com a presença de Pastagem (AIAAP).

Para a EMA de Santa Teresa, devido à grande presença de áreas com matas e ao relevo acidentado, que apresenta altas variações de altitude, foi gerada uma AIAA de tamanho reduzido, na qual só foi possível selecionar nove pontos com a presença de pastagem.

A Figura 8 apresenta um resumo das etapas necessárias para a espacialização das EMA e geração das AIA, AIAA e AIAAP, mostrando a seleção dos pontos em áreas com a presença de pastagem e a determinação do valor médio do índice de vegetação nos pontos selecionados, com destaque para a AIAAP de Alegre (ES).

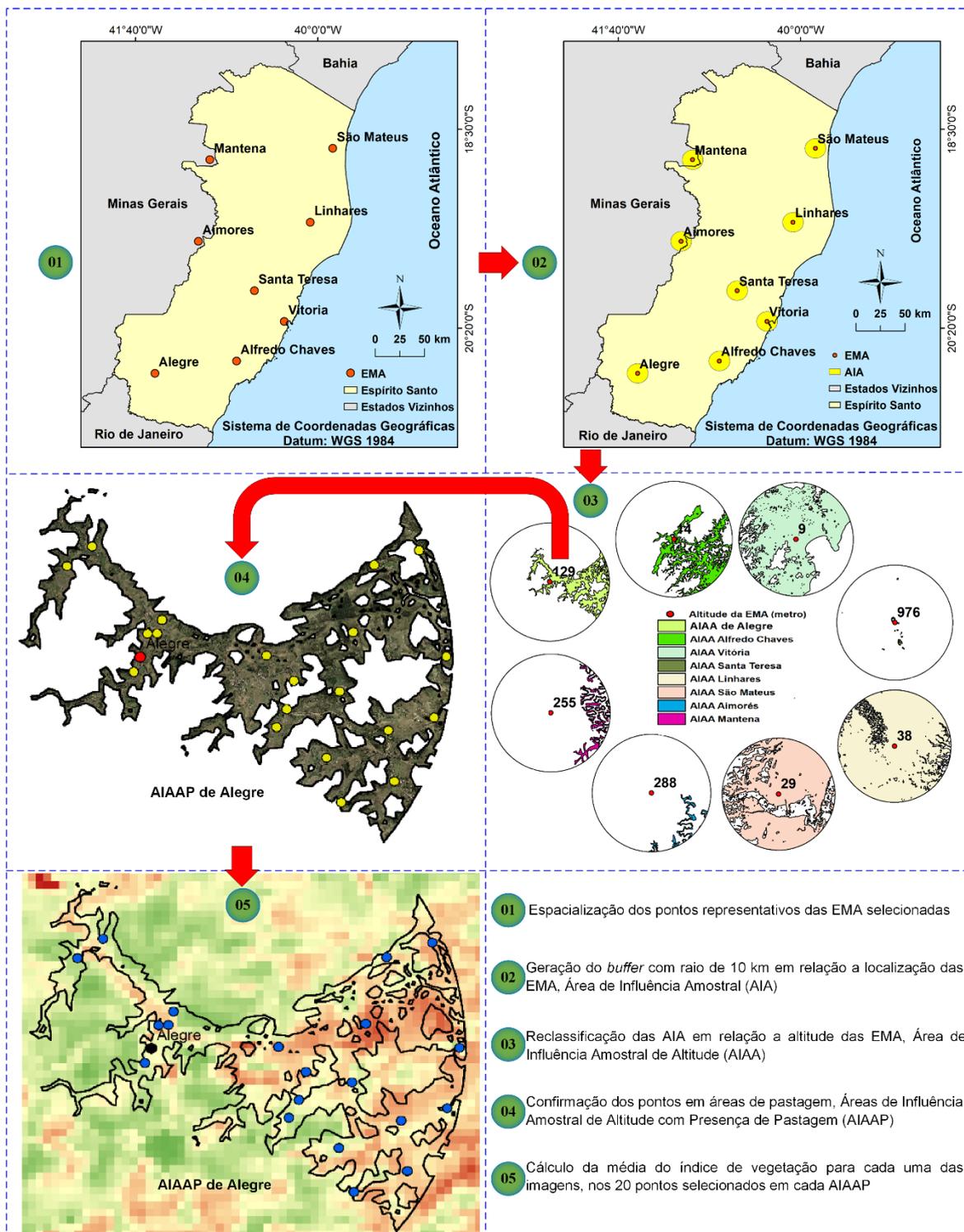


Figura 8. Fluxograma das etapas para a seleção das áreas com a presença de pastagem e determinação da média do valor do índice de vegetação, com destaque para a AIAAP de Alegre (ES).

ANÁLISE ESTATÍSTICA ENTRE AS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS E OS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

As análises estatísticas foram realizadas utilizando-se funções do programa R (R Development Core Team, 2019) e do GENES (Cruz, 2013).

Antes das análises propriamente ditas, foi realizada a verificação da presença de valores discrepantes (*outliers*) e suas exclusões para todas as variáveis em estudo, por meio de gráficos *box plot*.

Realizou-se a análise estatística em duas etapas, sendo:

Etapa 01: Estimativa dos coeficientes de correlação linear de *Pearson* (r_{xy}) (Equação 1) que medem a magnitude e o sentido de associação linear entre duas variáveis (Chuai et al., 2013; Muradyan et al., 2019), com o intuito de estimar a intensidade da associação entre os índices de vegetação *NDVI* e *EVI* e, destes, com cada uma das seis variáveis meteorológicas, sendo: a) temperatura do ar, b) umidade relativa, c) radiação solar líquida, d) precipitação, e) evapotranspiração de referência e f) deficiência hídrica.

$$r_{xy} = \frac{\sum (x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{(\sum (x_i - \bar{x}_i)^2)(\sum (y_i - \bar{y}_i)^2)}} \quad (1)$$

Em que: r_{xy} é o coeficiente de correlação linear de *Pearson*; x e y são os valores das variáveis em estudo.

Para se testar a correlação existente entre as variáveis x e y , realizou-se um teste de hipótese, no qual: $H_0: \rho = 0$ (correlação estatisticamente igual a zero) e $H_1: \rho \neq 0$. A hipótese nula (H_0) é rejeitada se o nível descritivo (p_{valor}) < nível de significância (α), para um α , pré-fixado, igual a 0,01 (Costa Neto, 2009).

Etapa 02: Análise de trilha, desdobrando-se os coeficientes de correlações de *Pearson* estimados (r_{xy}) em efeitos diretos e indiretos de cada variável meteorológica sobre os índices de vegetação.

A análise de trilha foi executada em duas fases: a) elaboração do diagrama de trilha para estabelecer uma relação de causa e efeito entre as variáveis e b) decomposição das correlações em um conjunto de coeficientes de trilha, no qual considerou-se os índices de vegetação *NDVI* e *EVI*, como as variáveis básicas no modelo, sobre as quais verificou-se os efeitos diretos e indiretos das seis variáveis meteorológicas (variáveis explicativas).

A metodologia utilizada foi a descrita por Cruz, Carneiro e Regazzi (2014), em que os coeficientes de trilha podem ser obtidos pela Equação 2.

$$y = p_{01}x_1 + p_{02}x_2 + p_{03}x_3 + p_{04}x_4 + p_{05}x_5 + p_{06}x_6 + p_\varepsilon u \quad (2)$$

Em que: y é a variável básica dependente padronizada (*NDVI* ou *EVI*); p_{0i} são os coeficientes de trilha ou efeitos diretos das variáveis meteorológicas; x_i são as variáveis meteorológicas explicativas ($i = 1, \dots, 6$); u é a variável residual e p_ε é o coeficiente da variável residual.

Reescrevendo-se na forma matricial, as estimativas dos coeficientes de trilha (\hat{p}_{0i}) podem ser obtidas pelo método dos mínimos quadrados, por meio da resolução da matriz (Equação 3).

$$\begin{bmatrix} r_{01} \\ r_{02} \\ r_{03} \\ r_{04} \\ r_{05} \\ r_{06} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & r_{13} & r_{14} & r_{15} & r_{16} \\ r_{21} & 1 & r_{23} & r_{24} & r_{25} & r_{26} \\ r_{31} & r_{32} & 1 & r_{34} & r_{35} & r_{36} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & 1 & r_{45} & r_{46} \\ r_{51} & r_{52} & r_{53} & r_{54} & 1 & r_{56} \\ r_{61} & r_{62} & r_{63} & r_{64} & r_{65} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_{01} \\ p_{02} \\ p_{03} \\ p_{04} \\ p_{05} \\ p_{06} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Os coeficientes de trilha permitem que, na decomposição das correlações, sejam calculados, por exemplo, os efeitos diretos da variável x_1 sobre y , representado por p_{01} , assim como os efeitos indiretos da variável x_1 sobre y , via x_2 e x_3 , representados por $p_{02}r_{12}$ e $p_{03}r_{13}$, respectivamente. Dessa forma, $r_{01} = p_{01} + p_{02}r_{12} + p_{03}r_{13} + p_{04}r_{14} + p_{05}r_{15} + p_{06}r_{16}$.

Antes de analisar os coeficientes de correlação e de trilha, de acordo com a interpretação proposta por Lúcio et al. (2013), descrita no Quadro 1, foi necessário verificar a existência de multicolinearidade para evitar erros de análises nos resultados. Nessa verificação, adotou-se conjuntamente os seguintes métodos: a)

Número de condições (NC), no qual, segundo Montgomery, Peck e Vining (2012), se o NC for menor que 100 a multicolinearidade é considerada fraca e não ocasiona problema para a análise, se o $100 < NC < 1000$, é considerada de moderada a forte, e se acima de 1000, tem-se multicolinearidade severa; e b) Fator de Inflação da Variância (*VIF*), no qual, segundo Neter et al. (2005), todos os valores de *VIF* devem ser menores que 10 para indicar ausência de influência da multicolinearidade, caso contrário, a multicolinearidade interfere na análise.

Após essa verificação, foram testadas duas formas para controlar os efeitos das variáveis que apresentaram problemas com multicolinearidade: a) exclusão de variáveis explicativas fortemente correlacionadas e b) utilização do método da regressão em crista, usado para estimação dos coeficientes de trilha por diversos autores e com bons resultados, como Carvalho et al. (1999) e Oliveira et al. (2010), definindo-se a partir daí a melhor opção para corrigir os efeitos da multicolinearidade. Para as que não apresentaram problemas, as análises foram realizadas normalmente.

Quadro 1. Condições para interpretação da análise de trilha

CONDIÇÃO	INTERPRETAÇÃO
1^a - r_{xy} e o coeficiente de trilha foram significativos em magnitude e sinal	Efeito direto da variável explicativa
2^a - r_{xy} foi significativo e o coeficiente de trilha não significativo	A correlação foi ocasionada pelos efeitos indiretos
3^a - r_{xy} foi não significativo e o coeficiente de trilha significativo	Efeito direto da variável, mas os efeitos indiretos provocaram a falta de correlação
4^a - r_{xy} e o coeficiente de trilha foram não significativos	Efeitos não significativos (ns)

Fonte: adaptado de Lúcio et al. (2013).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para analisar a correlação entre os índices de vegetação, a Tabela 4 apresenta seus valores estimados em cada AIAAP para o período de 2008 a 2017.

Tabela 4. Coeficientes de correlação de Pearson (r_{xy}) entre *NDVI* e *EVI*

AIAAP	r_{xy} entre <i>NDVI</i> e <i>EVI</i>
Alegre (ES)	0,908**
Alfredo Chaves (ES)	0,748**
Vitória (ES)	0,743**
Santa Teresa (ES)	0,344**
Linhares (ES)	0,889**
São Mateus (ES)	0,855**
Aimorés (MG)	0,942**
Mantena (MG)	0,906**

** estatisticamente significativo a 1%, pois $p_{valor} < 0,01$.

Pode-se observar que em quase todas as AIAAP os coeficientes de correlações entre *NDVI* e *EVI* foram fortes ($0,7 < r_{xy} < 0,9$) ou muito fortes ($r_{xy} > 0,9$), o único valor do r_{xy} fraco foi o de Santa Teresa ($0,3 < r_{xy} < 0,5$) (Hinkle et al., 2003). Assim, os resultados obtidos mostram uma elevada associação linear entre os dois índices de vegetação. O baixo valor do r_{xy} para Santa Teresa pode ter sido provocado por características particulares do clima na região, pois é a única AIAAP localizada a uma altitude de aproximadamente mil metros; ou, também, devido ao baixo número de pontos que foram selecionados para a determinação do valor médio dos índices de vegetação, em relação às outras AIAAP nas quais foram utilizados vinte pontos.

Algumas pesquisas sobre a dinâmica das variações que ocorrem na vegetação obtiveram resultados sem diferenças significativas, seja com a utilização do *NDVI* ou *EVI*. Por outro lado, alguns estudos afirmam que o desempenho do *EVI* é superior ao do *NDVI*, principalmente ao melhorar sua capacidade para monitorar

a vegetação por meio de uma dissociação do sinal de fundo do dossel, por reduzir a interferência de efeitos do solo e atmosfera e por causa da saturação mais lenta, em relação ao *NDVI*, em áreas com maior densidade de cobertura vegetal (Huete et al., 2002; Paz-Pellat et al., 2008; Ponzoni, Shimabukuro, Kuplich, 2012; Garrouste, Hansen, Lawrence, 2016).

Na Figura 9, tem-se a dispersão dos valores de *EVI* e *NDVI* para cada uma das AIAAP, no período de 2008 a 2017, e o coeficiente de determinação R^2 .

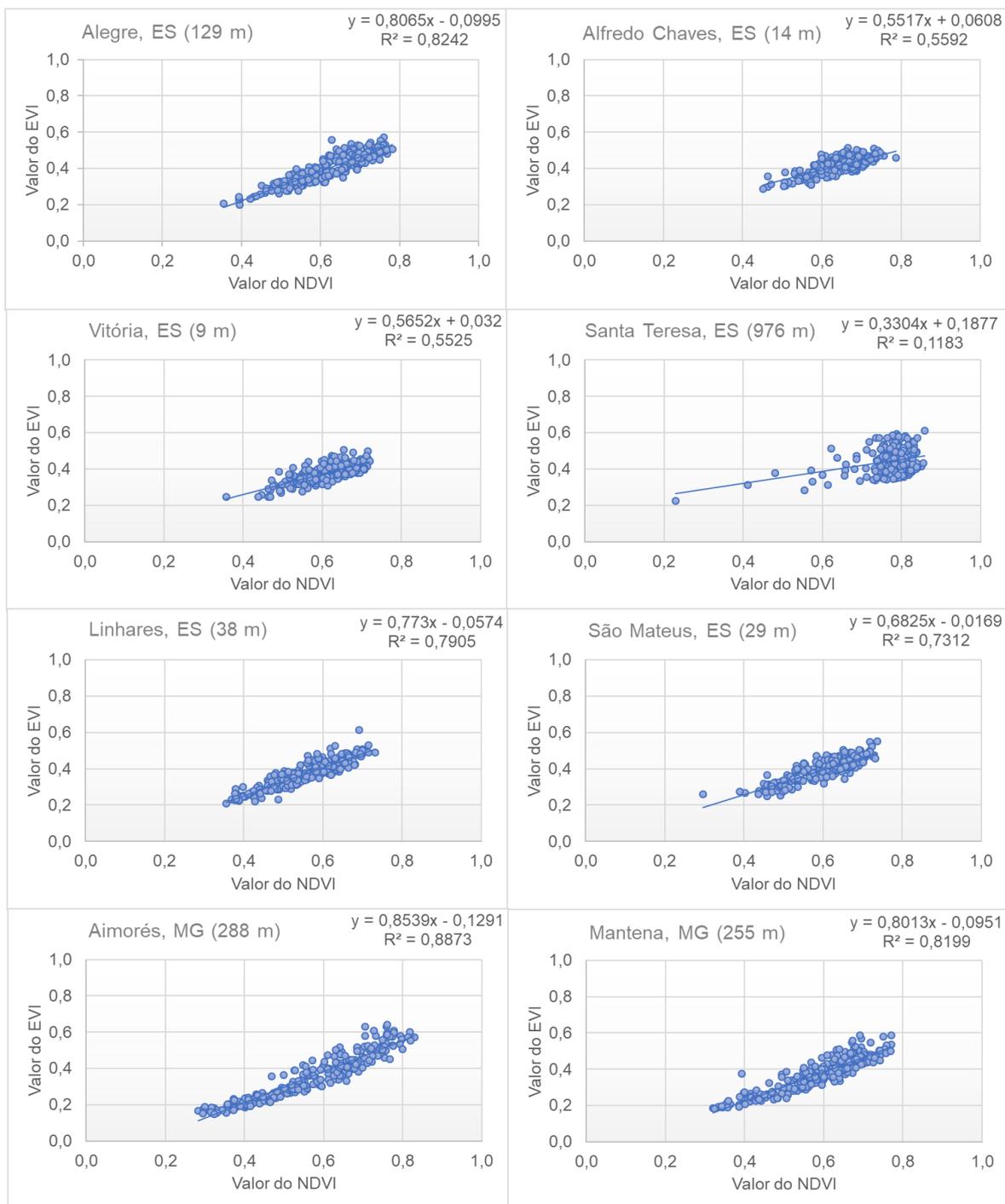


Figura 9. Dispersão dos valores de *EVI* e *NDVI* em cada AIAAP de 2008 a 2017.

Novamente, pode-se notar pela análise gráfica que a maioria das AIAAP apresentou R^2 acima de 0,7, uma das exceções foi Santa Teresa com R^2 desprezível. Reforçando-se, assim, a forte associação linear entre os dois índices.

Essa associação ainda é mais perceptível, quando as correlações dos índices de vegetação com cada uma das variáveis meteorológicas em estudo são

mostradas variando em função dos diferentes períodos de defasagens, para as AIAAP de Alegre, ES, Aimorés, MG e Mantena, MG que apresentaram valores muito fortes na análise de correlação entre o *NDVI* e o *EVI* (Figura 10).

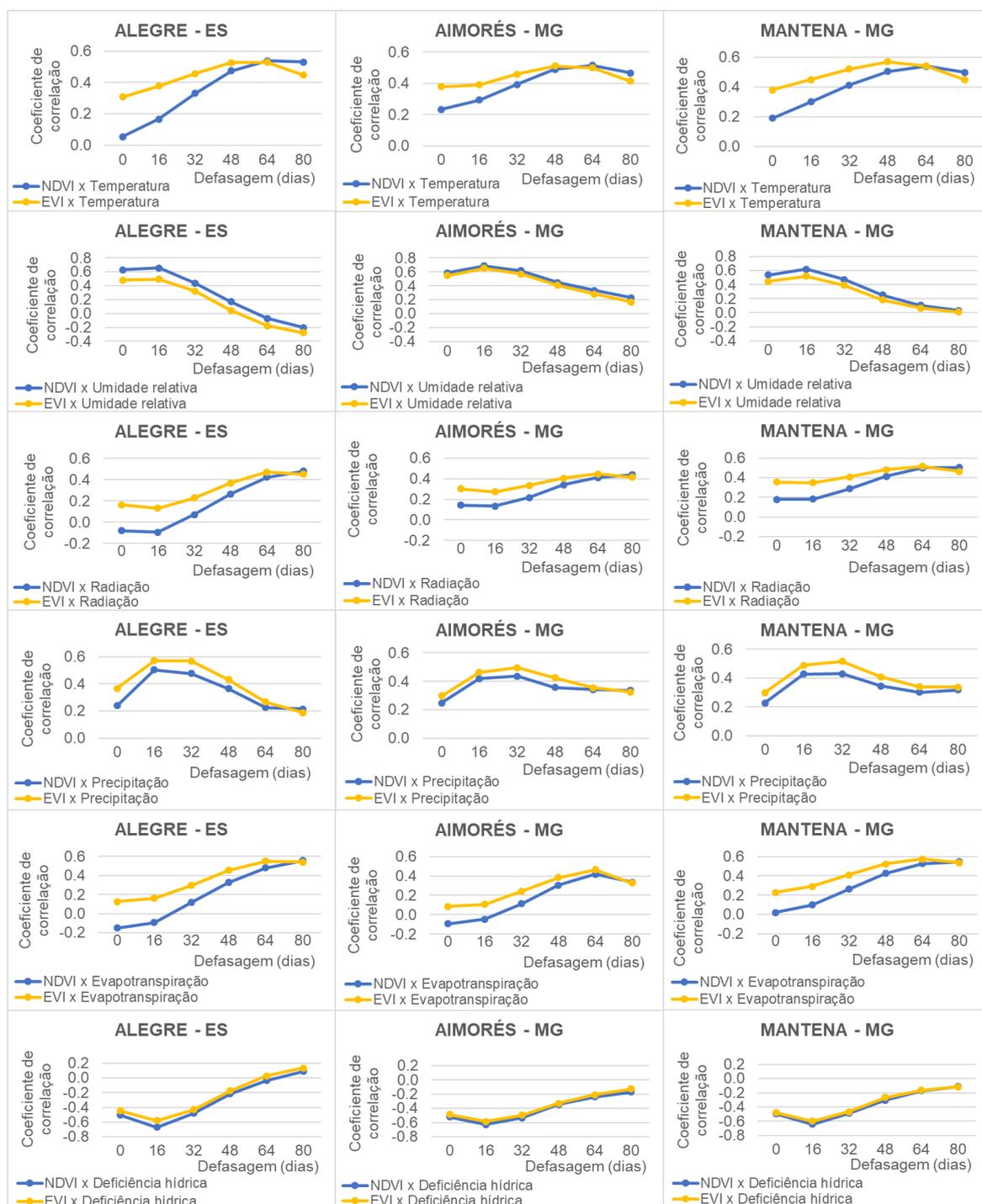


Figura 10. Variação da correlação entre *NDVI* e *EVI* em relação a cada uma das seis variáveis meteorológicas em Alegre, ES (Esquerda), Aimorés, MG (Centro) e Mantena, MG (Direita) para 2008 a 2017.

Na Figura 10, pode ser visto que a resposta do *NDVI* a cada variável meteorológica foi coerente com a do *EVI*, ou seja, o padrão de variação dos dois índices foi muito semelhante em relação a cada variável, em função dos períodos de defasagem, nas três AIAAP distintas. No entanto, o *EVI* apresentou maiores valores absolutos de correlações do que o *NDVI* na maioria das associações, com exceção para as variáveis umidade relativa e deficiência hídrica.

As Figuras 11, 12 e 13, mostram a variação dos coeficientes de correlação entre os valores médios de *NDVI* e *EVI* em relação a cada uma das seis variáveis meteorológicas para o período de 2008 a 2017, considerando-se 0, 16, 32, 48, 64 e 80 dias de defasagem temporal da resposta da vegetação à mudança da variável meteorológica para as AIAAP de Alegre (ES), Aimorés (MG) e Mantena (MG).

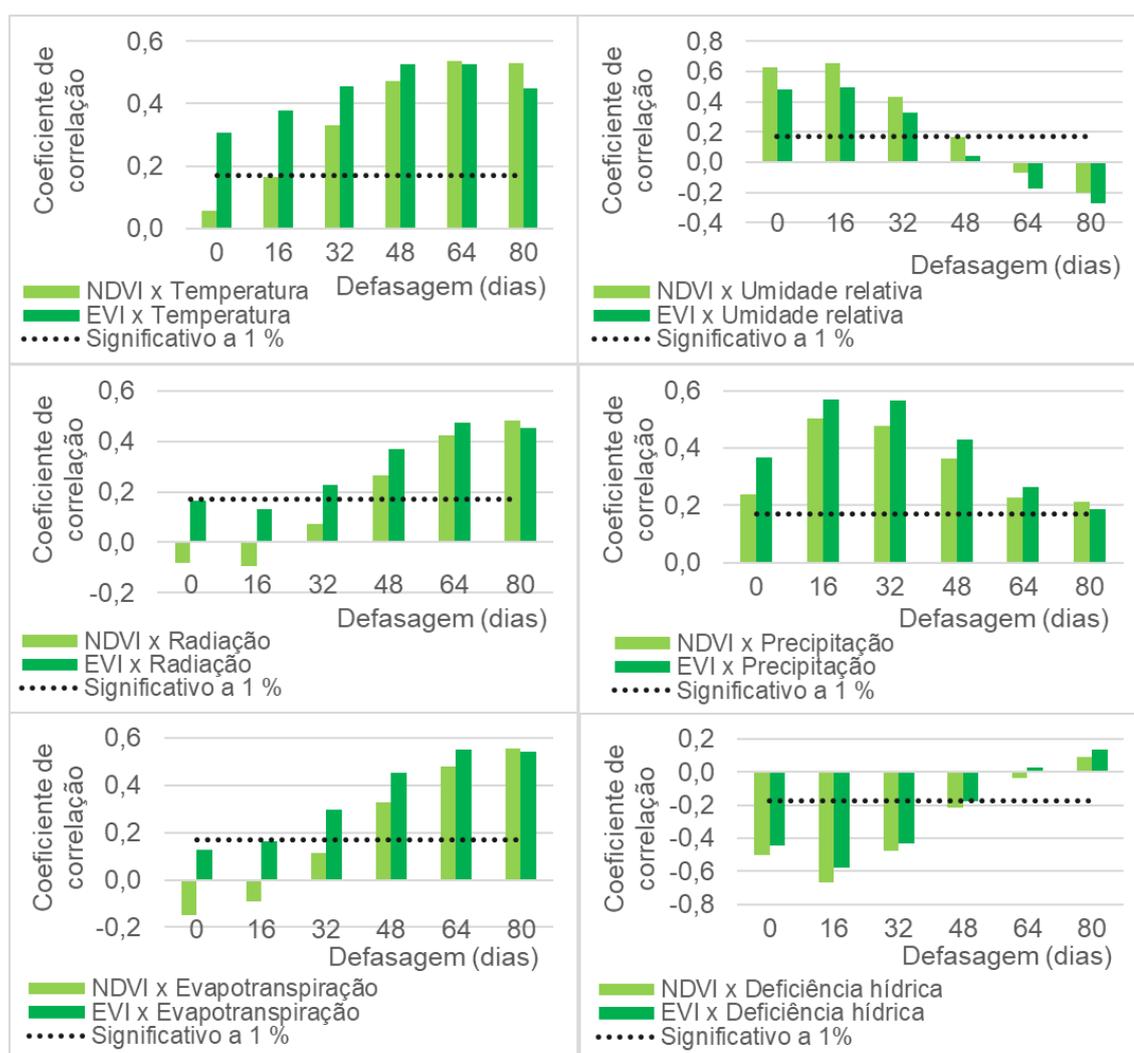


Figura 11. Coeficiente de correlação entre *NDVI* e *EVI* em relação a cada uma das seis variáveis meteorológicas em Alegre, ES.

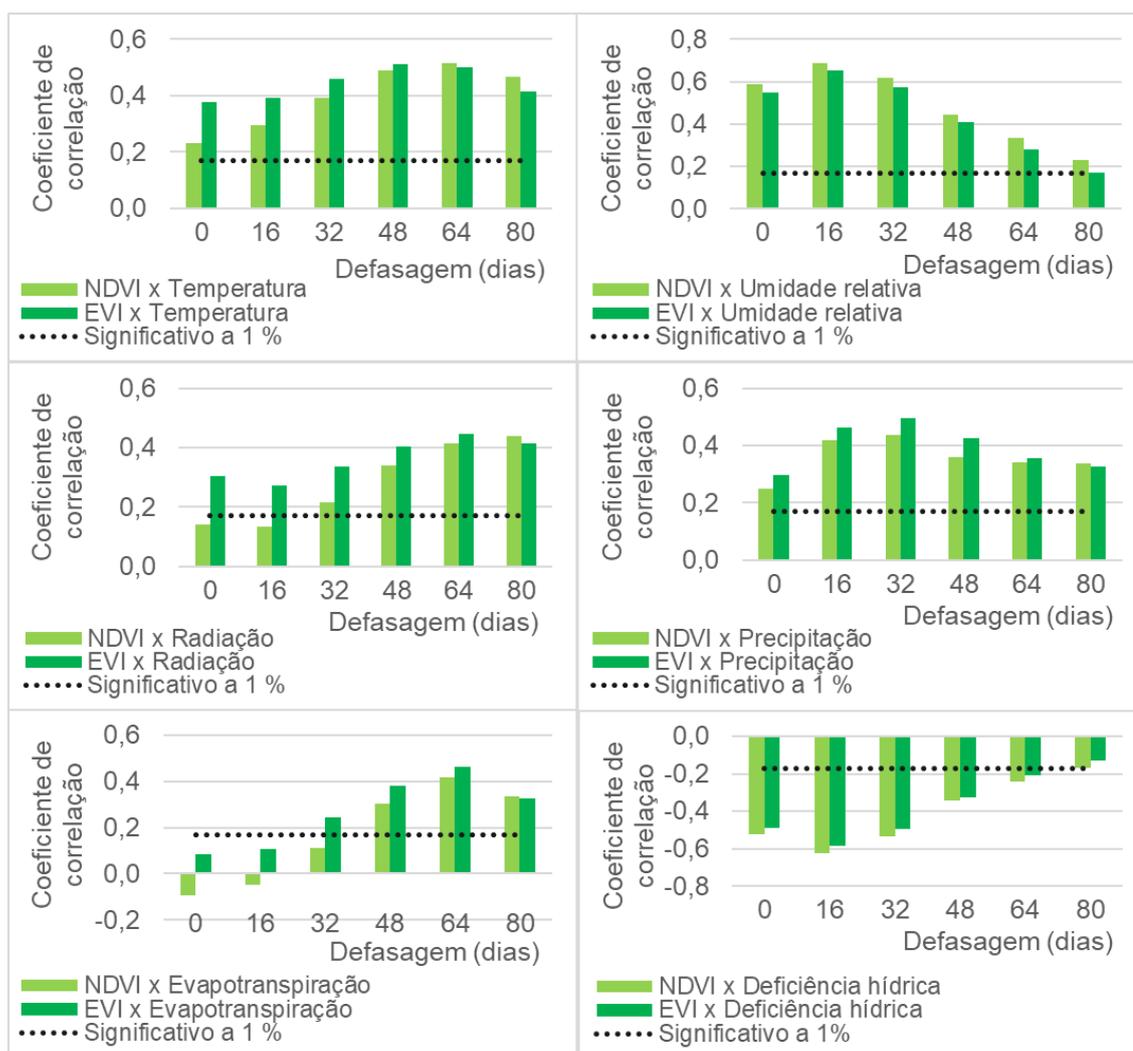


Figura 12. Coeficiente de correlação entre *NDVI* e *EVI* em relação a cada uma das seis variáveis meteorológicas em Aimorés, MG.



Figura 13. Coeficiente de correlação entre *NDVI* e *EVI* em relação a cada uma das seis variáveis meteorológicas em Mantena, MG.

Pode-se observar nos gráficos, que os valores absolutos dos coeficientes de correlações não foram fortes em nenhuma das associações entre as variáveis meteorológicas e os índices de vegetação. Mesmo assim, verifica-se que o *EVI* apresentou um número maior de correlações significativas que o *NDVI*, nas três AIAAP, corroborando os resultados obtidos por Branco (2016) em um estudo realizado na Reserva Biológica de Sooretama, ES, nos quais o *EVI* também apresentou-se melhor que o *NDVI* em relação às correlações com as mesmas variáveis meteorológicas.

Um outro ponto importante que pode ser notado, são as variáveis que apresentaram correlações positivas ou negativas com os índices de vegetação. Observando-se os coeficientes de correlações mais fortes entre cada variável

meteorológica e o índice de vegetação, pode-se notar que Temperatura e Umidade Relativa do ar, Radiação Solar, Precipitação e Evapotranspiração de Referência apresentaram correlações positivas, isto é, quando elas aumentam, os índices de vegetação se elevam e quando elas reduzem, os índices diminuem. Por outro lado, a Deficiência Hídrica foi a única que apresentou correlação negativa com os índices de vegetação, o que normalmente é esperado, pois quando se aumenta a deficiência hídrica, diminui-se o crescimento vegetal, em caso contrário ocorre o aumento do crescimento da vegetação.

Em uma pesquisa realizada por Feng et al. (2018), o *NDVI* apresentou-se positivamente correlacionado com a temperatura média, precipitação e umidade relativa, sendo mais correlacionado com a temperatura média, com um coeficiente de correlação de 0,7874. Em um outro estudo, Xu et al. (2010) utilizaram dados do *NDVI* para analisar a variação da cobertura vegetal e estimar sua correlação com fatores climáticos na Mongólia de 1982 a 1999 e os resultados mostraram que a cobertura média da vegetação da época de cultivo teve uma correlação positiva com a precipitação, com um coeficiente de correlação médio de 0,6460.

As variáveis meteorológicas podem também se correlacionar entre si, gerando problemas de multicolinearidade na análise de trilha. Alguns estudos mostram que a radiação solar, além de ser a principal fonte de energia usada pela maioria dos vegetais para a produção de biomassa, possui uma forte correlação positiva com a evapotranspiração de referência, ou seja, quanto mais energia é fornecida ao sistema, maior é o processo de evapotranspiração das plantas. Mostram, ainda, que essas variáveis estão estreitamente ligadas ao ciclo hidrológico e a translocação de água no sistema solo-planta-atmosfera e apresentam grande influência sobre os índices de vegetação (Jeong et al., 2017).

Nas três diferentes AIAAP (Figuras 11, 12 e 13) a deficiência hídrica apresentou os maiores valores absolutos de coeficiente de correlação com os dois índices de vegetação aos dezesseis dias de defasagem, o que pode ser um indício da resposta relativamente mais rápida da vegetação à falta ou excesso de água, mas que só pôde ser comprovado pela análise de trilha.

A temperatura e a precipitação foram as variáveis meteorológicas que mais se correlacionaram significativamente com os dois índices de vegetação, em praticamente todos os níveis de defasagem e também são as variáveis mais utilizadas nas pesquisas sobre a dinâmica e o desenvolvimento das plantas (Hou

et al., 2016; Wen et al., 2017). Todavia, na análise de trilha pôde-se verificar, realmente, se elas estão atuando isoladamente de forma direta nos índices de vegetação, ou de forma indireta associadas às outras variáveis.

Alguns estudos apontam que o aumento da temperatura, até um certo limite, pode acelerar alguns processos metabólicos relacionados ao crescimento vegetal, como a fotossíntese e, conseqüentemente, aumentar os índices de vegetação. Por outro lado, o aumento excessivo da temperatura do ar pode promover um acréscimo da transpiração da vegetação, levando à falta de água disponível para o seu crescimento, principalmente em regiões com déficit hídrico (Li, Yan, Fan, 2003).

Outros estudos indicam que a precipitação é um dos fatores que mais interfere no desenvolvimento vegetal. Em períodos com mais precipitação, a vegetação cresce vigorosamente; e nos períodos com baixa pluviosidade, o crescimento reduz e a vegetação desenvolve-se de forma deficiente (Wang, Price, Rich, 2001; Guo, et al., 2014a).

Nas áreas de estudo, a maioria das gramíneas que compõe as pastagens (plantas C4) apresenta uma elevada afinidade por CO₂ e, conseqüentemente, uma alta taxa fotossintética líquida associada com um alto ponto de saturação de luz (Mohr, Schopfer, 1995). Assim, em períodos de elevada radiação solar e altas temperaturas nessas regiões, as plantas C4 têm capacidade de produzir mais biomassa que as plantas C3 e MAC, aumentando os índices de vegetação.

Quanto à relação entre os índices de vegetação e as variáveis meteorológicas, outra questão importante é a defasagem temporal resultante do atraso na resposta da vegetação às mudanças climáticas. Analisar os intervalos de tempo dos atrasos da resposta dos índices de vegetação aos fatores meteorológicos é fundamental para desenvolvimento de estratégias de plantio, colheita, manejo e para a proteção de ecossistemas (Pan, Gao, Wang, 2018).

Neste aspecto, pode ser observado nas Figuras 11, 12 e 13, que a resposta da vegetação às variáveis meteorológicas mais relacionadas com energia (temperatura, radiação solar e evapotranspiração, gráficos do lado esquerdo) pode ser mais tardia, 48 a 80 dias, enquanto que a resposta em relação às variáveis hidrológicas (umidade relativa, precipitação e deficiência hídrica, gráficos do lado direito) pode ser mais rápida, 0 a 32 dias. Todavia, para estabelecer uma análise mais detalhada e adequada sobre as relações de causa e efeito entre as variáveis meteorológicas e os índices de vegetação, foi necessário realizar a análise de trilha.

Para a execução correta desse tipo de análise, primeiramente, realizou-se um diagnóstico para verificar a presença de multicolinearidade e, em seguida, formas de contornar o problema para obtenção de coeficientes de trilha com valores confiáveis.

Na análise para Alegre (ES) e Mantena (MG), o grau de multicolinearidade encontrado foi de moderado a forte, com NC acima de 100 para as seis defasagens temporais (Montgomery, Peck, Vining, 2012) e dois VIF acima de 10, para as variáveis radiação solar e evapotranspiração de referência (Neter et al., 2005). Assim, antes da análise desses dados foi necessária a correção dos efeitos da multicolinearidade.

Uma primeira tentativa para reduzir o problema foi por meio da exclusão da variável evapotranspiração de referência, a qual apresentou elevado coeficiente de correlação com radiação solar e temperatura. Isso proporcionou expressiva redução do NC entre as cinco variáveis restantes, bem abaixo de 100, e redução dos VIF, abaixo de 10, o que pode ser considerado como multicolinearidade fraca e não constituir erro para a análise. Porém, o problema em excluir variáveis é que se perde informações importantes a respeito das relações de causa e efeito da variável eliminada sobre os índices de vegetação.

Para controlar o problema sem excluir variáveis, utilizou-se o método da regressão em crista que foi especificamente planejado para essa finalidade (Montgomery, Peck, Vining, 2012). Em síntese, selecionou-se graficamente os valores da constante k pelo exame do traço de crista (Hoerl, Kennard, 1970), o menor valor de k capaz de estabilizar a maioria dos estimadores dos coeficientes de trilha foi adicionado aos elementos da diagonal principal da matriz de correlação, controlando os efeitos da multicolinearidade e resultando em valores do NC e VIF dentro dos intervalos considerados adequados para a realização da análise.

A análise de trilha para Aimorés apresentou valores de NC abaixo de 100 e todos os VIF abaixo de 10 para as seis defasagens temporais. Dessa forma, a análise foi realizada normalmente sem a necessidade de correções para os possíveis problemas ocasionados pela multicolinearidade.

Para a execução da análise de trilha foi elaborado um diagrama causal (Figura 14), no qual se tem o índice de vegetação, *NDVI* ou *EVI*, como variável básica dependente e a temperatura, a umidade relativa, a radiação solar líquida, a

precipitação, a evapotranspiração de referência e a deficiência hídrica como variáveis explicativas independentes, além da variável residual.

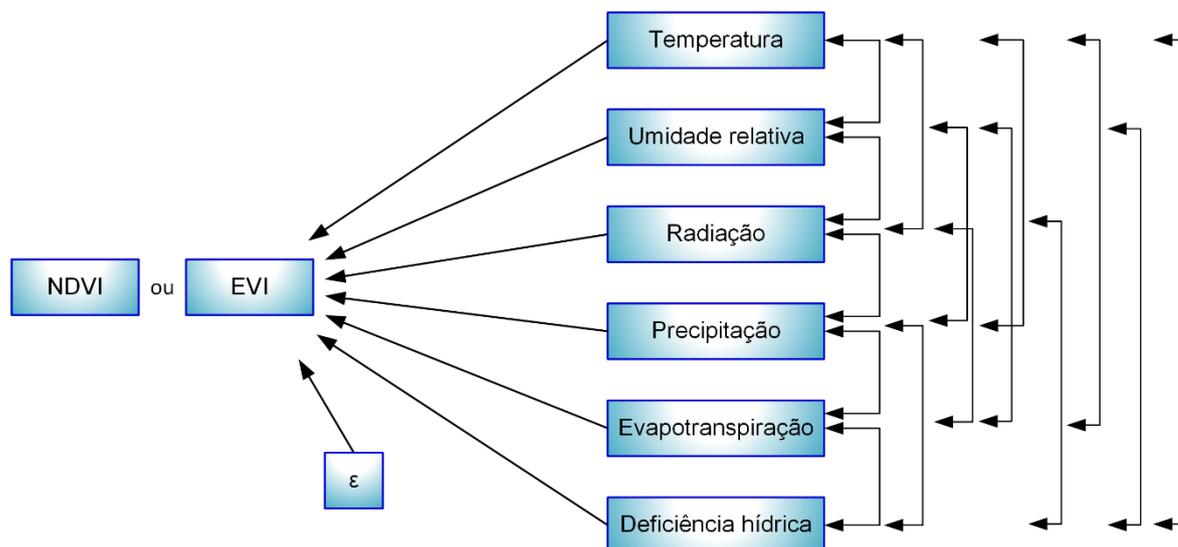


Figura 14. Diagrama causal com as variáveis explicativas, a residual e a básica.

A interpretação dos coeficientes para definição dos efeitos diretos e indiretos na análise de trilha foi realizada de acordo com uma adaptação da metodologia proposta por Lúcio et al. (2013).

Para exemplificar um dos resultados da análise de trilha, a Tabela 5 traz os valores dos coeficientes obtidos por meio do aplicativo R (*R Development Core Team, 2019*), com os efeitos diretos e indiretos sobre o *EVI*, em Aimorés, sem defasagem temporal, com o respectivo valor do coeficiente de correlação de Pearson ($r_{x,EVI}$) e o diagnóstico de multicolinearidade.

Tabela 5. Efeitos diretos (diagonal principal) e indiretos (outros) no *EVI*, sem defasagem temporal, para a AIAAP de Aimorés (MG)

VARIÁVEIS (xi)	Temperatura	Umidade relativa	Radiação solar	Precipitação	Evapotranspiração	Deficiência hídrica
Temperatura	<u>0,336</u>	-0,102	0,533	-0,024	-0,322	-0,041
Umidade relativa	-0,059	<u>0,580</u>	-0,220	-0,145	0,192	0,199
Radiação solar	0,267	-0,191	<u>0,671</u>	0,007	-0,372	-0,078
Precipitação	0,034	0,355	-0,020	<u>-0,237</u>	0,018	0,148
Evapotranspiração	0,263	-0,271	0,606	0,010	<u>-0,412</u>	-0,110
Deficiência hídrica	0,057	-0,473	0,215	0,140	-0,186	<u>-0,244</u>
r_{xEVI}	<u>0,378</u>	<u>0,547</u>	<u>0,304</u>	<u>0,298</u>	<u>0,086</u>	<u>-0,487</u>
Diagnóstico de multicolinearidade:						
NC = 45,53 e VIF =	3,17	3,68	6,56	2,11	8,72	3,43

Observando-se os valores da diagonal principal, juntamente com os resultados dos coeficientes de correlação entre as variáveis meteorológicas e o *EVI* (r_{xEVI}), pode-se definir temperatura, umidade relativa, radiação e deficiência hídrica com efeitos diretos sobre o *EVI*, porque apresentaram r_{xEVI} e o coeficiente de trilha significativos em magnitude e sinal. A correlação da precipitação foi ocasionada pelos efeitos indiretos, principalmente via umidade relativa e deficiência hídrica, pois o r_{xEVI} foi significativo e o coeficiente de trilha não significativo. A evapotranspiração de referência não apresentou efeitos significativos sobre o *EVI*.

Na Figura 15 é apresentado um esquema representativo, adaptado do diagrama de causa e efeito do programa Genes (Cruz, 2013), no qual se destacam os coeficientes de trilha ou efeitos diretos das variáveis meteorológicas (Temperatura, Umidade relativa, Radiação, Precipitação, Evapotranspiração e Deficiência hídrica) sobre o *EVI* (seta única) e as correlações entre as variáveis explicativas ou independentes (seta dupla).

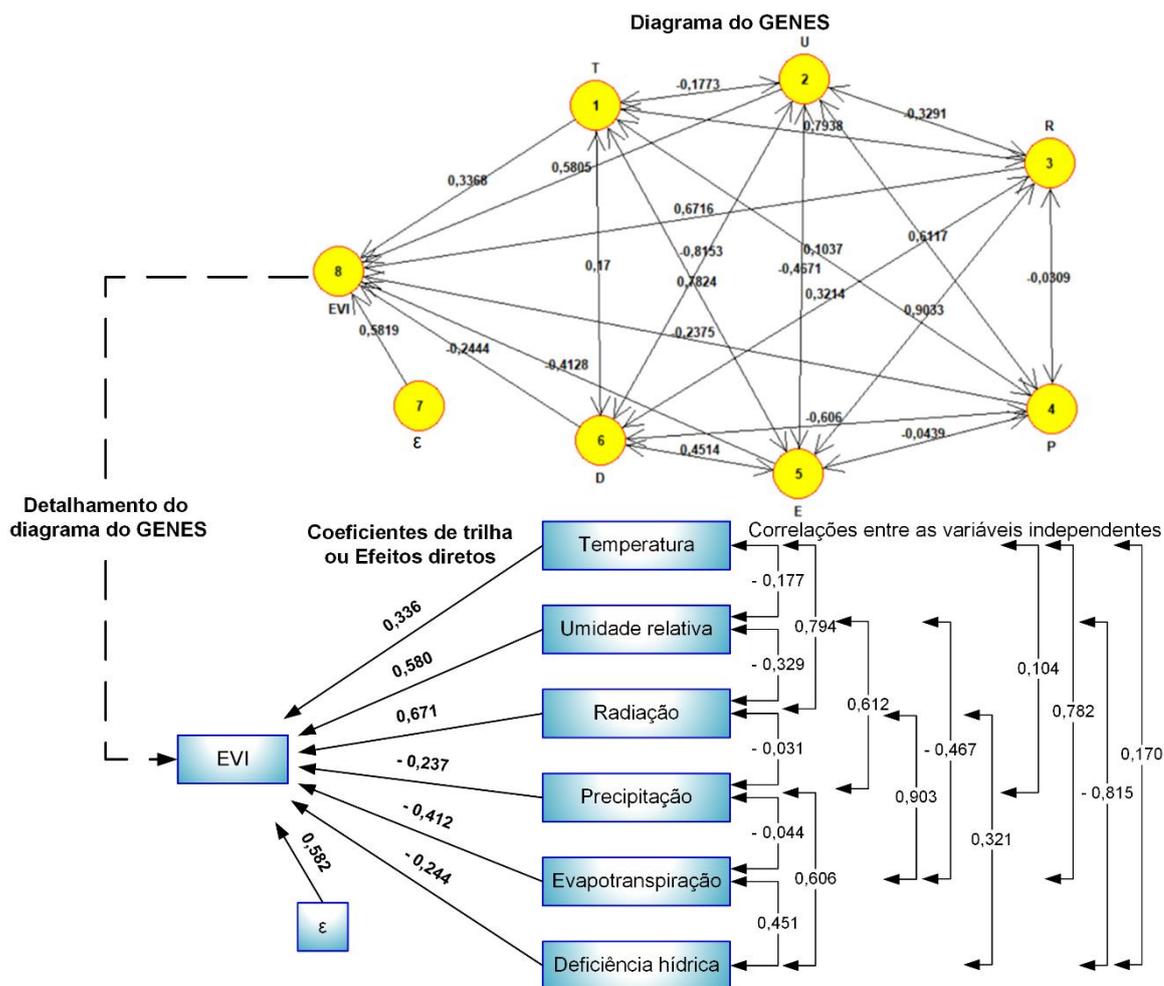


Figura 15. Coeficientes de trilha das variáveis meteorológicas sobre o *EVI* e correlações entre as variáveis, para Aimorés sem defasagem temporal.

Na Figura 16 é apresentado um resumo com todos os resultados dos efeitos diretos e indiretos das seis variáveis meteorológicas sobre o *NDVI* e o *EVI*, em seis níveis de defasagens temporais (0, 16, 32, 48, 64 e 80 dias) para as AIAAP de Alegre, ES, Aimorés, MG e Mantena, MG.

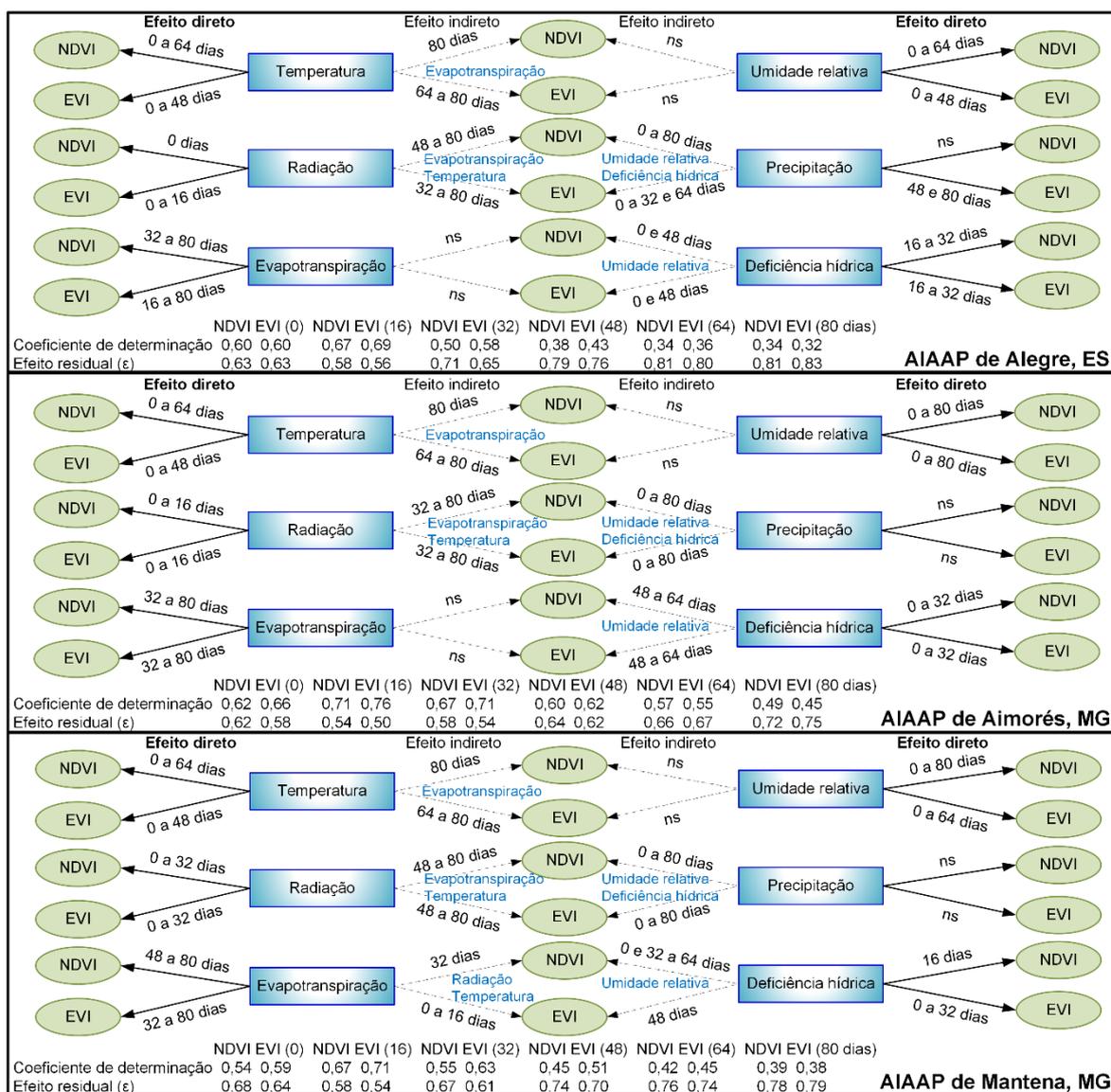


Figura 16. Efeitos diretos e indiretos das variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação para os seis níveis de defasagens (dias). ns - não significativo.

As características das variações dos índices de vegetação e das variáveis meteorológicas mostraram-se bem dinâmicas. Contudo, pode-se observar que os efeitos diretos e indiretos dessas variáveis sobre o *NDVI* e o *EVI* foram muito semelhantes nas AIAAP de Alegre, Aimorés e Mantena, evidenciando mais uma vez a forte associação entre os dois índices.

Os coeficientes de determinação (R^2) mostram que as seis variáveis meteorológicas explicaram mais de 50% das variações do *NDVI* e do *EVI*, em alguns casos até mais de 70% das variações dos dois índices, principalmente nos

primeiros períodos de defasagens, com o valor do R^2 para o *EVI* sempre um pouco acima que o do *NDVI*. Porém, os efeitos residuais elevados, indicam que outras variáveis não incluídas na análise de trilha podem ter influenciado os índices de vegetação, principalmente nos períodos finais de defasagens.

Conforme já mencionado anteriormente, na AIAAP de Aimorés (MG) não foi necessária a correção de multicolinearidade, resultando em maiores valores de R^2 . Por outro lado, para a de Alegre (ES) e Mantena (MG) foram realizadas as correções pelo método da regressão em crista, o que reduziu o R^2 e aumentou o resíduo em relação à análise sem correção. Todavia, o R^2 e o efeito residual seguiram o mesmo padrão de variação de Aimorés.

Outra observação importante é que as variáveis mais relacionadas com energia (temperatura, radiação solar e evapotranspiração de referência) e as hidrológicas (umidade relativa, precipitação e deficiência hídrica) quando apresentaram efeitos indiretos no *NDVI* e *EVI*, estes foram causados em associações com variáveis pertencentes ao mesmo grupo, isto é, hidrológicas com hidrológicas e de energia com de energia.

A umidade relativa não apresentou efeitos indiretos nos índices de vegetação em nenhuma associação a outra variável, mas isso não indica independência da variável nos efeitos sobre os índices, pois outras variáveis tiveram associações com a umidade relativa nos efeitos indiretos.

Por outro lado, a precipitação praticamente só apresentou efeitos indiretos no *EVI* e *NDVI*, via umidade relativa e deficiência hídrica. Isso mostra que a precipitação não atua isoladamente, mas está quase sempre associada às outras variáveis hidrológicas nos efeitos aos índices de vegetação.

Para facilitar a visualização e a comparação dos resultados em algumas análises, a Figura 17 apresenta separadamente os coeficientes de trilha (efeitos diretos) das variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação para as três AIAAP, com as diferentes defasagens temporais.

A evapotranspiração de referência e a deficiência hídrica tiveram comportamentos opostos. Enquanto a evapotranspiração apresentou efeito direto nos dois índices de vegetação praticamente a partir dos 32 dias, a deficiência hídrica teve efeito direto até os 32 dias, indicando que a vegetação responde relativamente rápido à deficiência ou excedente hídrico.

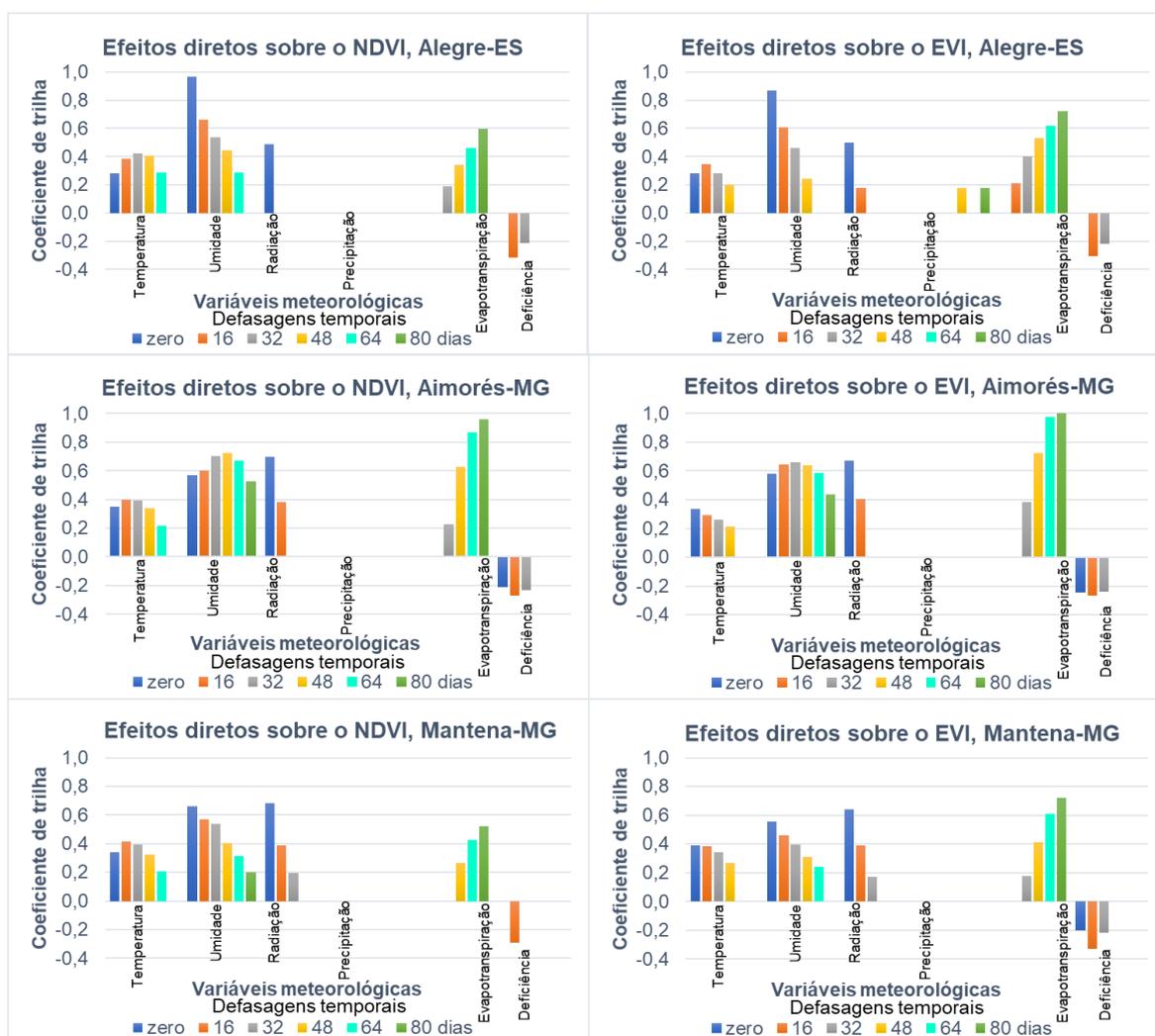


Figura 17. Coeficientes de trilha para as variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação para os seis níveis de defasagens temporais.

Zhang et al. (2018), em um estudo sobre a Dinâmica do *NDVI* sob a mudança de fatores climáticos em uma área metropolitana e semiárida no Norte da China, consideraram três fatores: a precipitação representando as condições de água, e dois que representaram as condições de energia, radiação líquida e temperatura do ar, e observaram que a resposta do *NDVI* varia muito em relação aos fatores climáticos. Em geral, o intervalo de tempo de resposta do *NDVI* para os fatores de energia foi maior do que para os da água. Isso é consistente com outras pesquisas em diferentes locais, que demonstraram que havia defasagens temporais entre o *NDVI* e os fatores climáticos (Hu et al., 2011; Guo et al., 2014b; Guo et al., 2014c).

Porém, é necessário ter um maior cuidado na hora de fazer inferências sobre o tempo de resposta da vegetação em relação às variáveis meteorológicas mais

relacionadas com energia ou com as hidrológicas, pois observando-se apenas os coeficientes de correlação, os resultados obtidos nesta pesquisa corroborariam os de Zhang et al. (2018).

Quando se leva em consideração os coeficientes de trilha (efeitos diretos) os resultados diferem. Na Figura 17, pode-se observar melhor que o intervalo de tempo de resposta do *NDVI* e o *EVI* oscilou em relação às variáveis meteorológicas. Para a radiação solar, a resposta ocorreu principalmente nos três primeiros períodos de defasagens. A temperatura e umidade relativa do ar foram as que mais apresentaram efeitos diretos sobre os índices de vegetação, em quase todos os períodos de defasagem. Os únicos resultados semelhantes, em relação ao tempo de resposta dos índices de vegetação à variável de energia ser maior do que o da hidrológica, foi a evapotranspiração de referência que gerou resposta nos índices principalmente nos quatro últimos níveis de defasagens e a deficiência hídrica nos três primeiros.

A precipitação quase não apresentou efeitos diretos sobre os dois índices, mas isso não significa que não exerça influência sobre o desenvolvimento das gramíneas na composição das pastagens, apenas indica que a precipitação, na maioria das vezes, atua em associação às outras variáveis meteorológicas nos efeitos indiretos aos índices de vegetação, principalmente por meio da deficiência hídrica e umidade relativa.

CONCLUSÕES

Considerando as metodologias aplicadas e os resultados obtidos, chegou-se as seguintes conclusões:

- 1) a análise de trilha permitiu avaliar os efeitos diretos e indiretos das variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação;
- 2) os efeitos das variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação variaram em função dos períodos de defasagem;
- 3) quando causaram efeitos indiretos no *NDVI* e *EVI*, as variáveis de energia (temperatura, radiação solar e evapotranspiração de referência) associaram-se

entre si, assim como as variáveis hidrológicas (umidade relativa, precipitação e deficiência hídrica) combinaram-se somente entre elas;

4) os efeitos diretos e indiretos das seis variáveis nos dois índices de vegetação ocorreram de modo muito semelhante para as diferentes áreas e defasagens temporais;

5) o *NDVI* e o *EVI* apresentaram forte correlação linear entre si em áreas de pastagem;

6) o *EVI* obteve resultados superiores ao do *NDVI*, tanto em relação ao valor absoluto e ao número de correlações significativas com as variáveis meteorológicas, quanto às respostas aos efeitos diretos e indiretos;

7) a metodologia utilizada pode ser adaptada a outras áreas do Brasil e de outros países.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AbdelRahman, M.A.E., Tahoun, S. (2019). GIS model-builder based on comprehensive geostatistical approach to assess soil quality. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* 13, 204–214. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.10.012>.
- Allen, R.G. (2006). Evapotranspiración del cultivo: Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos., in: *Estudio FAO Riego y Drenaje*. p. 297 pp.
- Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., De Moraes Gonçalves, J.L., Sparovek, G. (2013). Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorol. Zeitschrift* 22, 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.
- Alves, T. L. B.; Azevedo, P. V. (2013). Estudos de bacias hidrográficas como suporte a gestão dos recursos naturais. *Eng. Ambient.* - Espírito Santo do Pinhal 10, 166-184.
- Branco, E.R.F. (2016). *Ocorrências de seca e tendências da vegetação na reserva biológica de sooretama e zona de amortecimento, no estado do Espírito Santo, Brasil*. (Mestrado em Engenharia Florestal). Universidade Federal do Espírito Santo.
- Camara, G., Davis, C., Monteiro, A.M. V. (2001). *Introdução a ciência da geoinformação*. DPI/Inpe, São José dos Campos, SP.
- Carvalho, C.G.P., Oliveira, V.R., Cruz, C.D., Casali, V.W.D. (1999). Análise de trilha

sob multicolinearidade em pimentão. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 34, 603–613. <https://doi.org/10.1590/s0100-204x1999000400011>.

Chang CT, Wang SF, Vadeboncoeur MA, L.T. (2014). Relating vegetation dynamics to temperature and precipitation at monthly and annual timescales in Taiwan using MODIS vegetation indices. *Int. J. Remote Sens.* 35, 598–620. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.871593>.

Chen, B., Xu, G., Coops, N.C., Ciais, P., Innes, J.L., Wang, G., Myneni, R.B., Wang, T., Krzyzanowski, J., Li, Q., Cao, L., Liu, Y. (2014). Changes in vegetation photosynthetic activity trends across the Asia-Pacific region over the last three decades. *Remote Sens. Environ.* 144, 28–41. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.018>.

Christopherson, R.W. (2012). *Geossistemas: uma introdução à geografia física*, 7 ed. ed. Bookman, Porto Alegre, RS.

Chuai, X.W., Huang, X.J., Wang, W.J., Bao, G. (2013). NDVI, temperature and precipitation changes and their relationships with different vegetation types during 1998-2007 in Inner Mongolia, China. *Int. J. Climatol.* 33, 1696–1706. <https://doi.org/10.1002/joc.3543>.

Coelho, Marcos A., Terra, L. (2001). *Geografia Geral: o espaço natural e socioeconômico*. Moderna.

Coimbra, J.L.M., Benin, G., Vieira, E.A., Oliveira, A.C. de, Carvalho, F.I.F., Guidolin, A.F., Soares, A.P. (2005). Conseqüências da multicolinearidade sobre a análise de trilha em canola. *Ciência Rural* 35, 347–352. <https://doi.org/10.1590/s0103-84782005000200015>.

Costa, M.H. (1994). *Balanço Hídrico Seundo Thornthwaite e Mather, 1955*, Universidade federal do espírito santo-ufes / dept. de geografia / climatologia. Viçosa.

Costa Neto, P.L. de O. (2009). *Estatística.*, 2. ed. São Paulo: Edgard Blücher.

Cruz, C. D.; Carneiro, P. C. S.; Regazzi, A.J. (2014). *Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético*, 3. ed. rev. ed. Viçosa, MG.

Cruz, C.D. (2013). *GENES - a software package for analysis in experimental statistics and quantitative genetics* - doi: 10.4025/actasciagron.v35i3.21251. *Acta Sci. Agron.* 35, 271–276. <https://doi.org/10.4025/actasciagron.v35i3.21251>.

Didan, K., Munoz, A.B., Solano, R., Huete, A. (2015). *MODIS Vegetation Index User's Guide* (Collection 6).

ESRI. (2015). *ArcGIS Desktop: Release 10*: Redlands, CA: Environmental Systems Research Institute.

Feng, R., Wu, J.W., Yu, W.Y., Ji, R.P., Hu, W., Zhang, Y.S. (2018). A Study on the Changes in NDVI of Panjin Reed Wetland and an Analysis on Its Correlation with Meteorological Factors. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 392. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/392/4/042038>.

- Garrouette, E., Hansen, A., Lawrence, R. (2016). Using NDVI and EVI to Map Spatiotemporal Variation in the Biomass and Quality of Forage for Migratory Elk in the Greater Yellowstone Ecosystem. *Remote Sens.* 8, 404. <https://doi.org/10.3390/rs8050404>.
- GEOBASES, (2015). Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo [www Document]. URL <https://geobases.es.gov.br/downloads> (accessed 3.12.19).
- Guo, W., Ni, X., Jing, D., Li, S. (2014a). Spatial-temporal patterns of vegetation dynamics and their relationships to climate variations in Qinghai Lake Basin using MODIS time-series data. *J. Geogr. Sci.* 24, 1009–1021. <https://doi.org/10.1007/s11442-014-1134-y>.
- Guo, B., Zhou, Y., Wang, S. xin, Tao, H. ping (2014b). The relationship between normalized difference vegetation index (NDVI) and climate factors in the semiarid region: A case study in Yalu Tsangpo River basin of Qinghai-Tibet Plateau. *J. Mt. Sci.* 11, 926–940. <https://doi.org/10.1007/s11629-013-2902-3>.
- Guo, L., Wu, S., Zhao, D., Yin, Y., Leng, G., Zhang, Q. (2014c). NDVI-based vegetation change in Inner Mongolia from 1982 to 2006 and its relationship to climate at the biome scale. *Adv. Meteorol.* 2014. <https://doi.org/10.1155/2014/692068>.
- Halimi, M., Sedighifar, Z., Mohammadi, C. (2018). Analyzing spatiotemporal land use/cover dynamic using remote sensing imagery and GIS techniques case: Kan basin of Iran. *GeoJournal* 83, 1067–1077. <https://doi.org/10.1007/s10708-017-9819-2>.
- He, D., Yi, G., Zhang, T., Miao, J., Li, J., Bie, X. (2018). Temporal and spatial characteristics of EVI and its response to climatic factors in recent 16 years based on grey relational analysis in Inner Mongolia Autonomous Region, China. *Remote Sens.* 10, 961. <https://doi.org/10.3390/rs10060961>.
- Hinkle, D.E., Witz, K., Wiersma, W., Jurs, S.G. (2003). Applied Statistics for the Behavioral Sciences, 5th ed, *Journal of Educational Statistics*. Houghton Mifflin, Boston. <https://doi.org/10.2307/1164825>.
- Hoerl, A.E., Kennard, R.W. (1970). Ridge regression: applications to northogonal problems. *Technometrics* 12, 69–82.
- Hou, G., Xu, C., Dong, K., Zhao, J., Liu, Z. (2016). Spatial-temporal difference of time lag for response of NDVI to climatic factors in Changbai Mountains. *Fresenius Environ. Bull.* 25, 3348–3362.
- Hou, W., Gao, J., Wu, S., Dai, E. (2015). Interannual variations in growing-season NDVI and its correlation with climate variables in the southwestern karst region of China. *Remote Sens.* 7, 11105–11124. <https://doi.org/10.3390/rs70911105>.
- Hu, M.Q., Mao, F., Sun, H., Hou, Y.Y. (2011). Study of normalized difference vegetation index variation and its correlation with climate factors in the three-river-source region. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 13, 24–33. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2010.06.003>.

- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 83, 195–213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2).
- Hussein, S.O., Kovács, F., Tobak, Z. (2017). Spatiotemporal Assessment of Vegetation Indices and Land Cover for Erbil City and Its Surrounding Using Modis Imageries. *J. Environ. Geogr.* 10, 31–39. <https://doi.org/10.1515/jengeo-2017-0004>.
- INMET, I.N. de M. (2011). *Rede de Estações Meteorológicas Automáticas do INMET*. Ministério Da Agric. Pecuária E Abast.
- Jeong, S.J., Schimel, D., Frankenberg, C., Drewry, D.T., Fisher, J.B., Verma, M., Berry, J.A., Lee, J.E., Joiner, J. (2017). Application of satellite solar-induced chlorophyll fluorescence to understanding large-scale variations in vegetation phenology and function over northern high latitude forests. *Remote Sens. Environ.* 190, 178–187. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.11.021>.
- Lee, E., Kastens, J.H., Egbert, S.L. (2016). Investigating collection 4 versus collection 5 MODIS 250 m NDVI time-series data for crop separability in Kansas, USA. *Int. J. Remote Sens.* 37, 341–355. <https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1125556>.
- Li, Z., Yan, F., Fan, X. (2003). The Variability of NDVI over northwest China and its relation to temperature and precipitation. *Int. Geosci. Remote Sens. Symp.* 4, 2275–2277.
- Liu, R. (2017). Compositing the Minimum NDVI for MODIS Data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 55, 1396–1406. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2623746>.
- Luan, J., Liu, D., Zhang, L., Huang, Q., Feng, J., Lin, M., Li, G. (2018). Analysis of the spatial-temporal change of the vegetation index in the upper reach of Han River Basin in 2000-2016. *Proc. Int. Assoc. Hydrol. Sci.* 379, 287–292. <https://doi.org/10.5194/piahs-379-287-2018>.
- Lúcio, A.D.C., Storck, L., Krause, W., Gonçalves, R.Q., Nied, A.H. (2013). Relações entre os caracteres de maracujazeiro-azedo. *Cienc. Rural* 43, 225–232. <https://doi.org/10.1590/S0103-84782013000200006>.
- Mohr, H.; Schopfer, P., (1995). *Plant physiology*. Berlin: Springer.
- Montgomery, D.C., Peck, E.A., Vining, G.G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis*, 5. ed. ed, The Statistician. J. Wiley, New York, EUA.
- Moraes, R.A. (2012). *Monitoramento e estimativa da produção da cultura de cana-de-açúcar no estado de São Paulo por meio de dados espectrais e agrometeorológicos*. Unicamp, Campinas.
- Moraes, R.A., Rocha, J.V. (2011). Imagens de coeficiente de qualidade (Quality) e de confiabilidade (Reliability) para seleção de *pixels* em imagens de NDVI do sensor MODIS para monitoramento da cana-de-açúcar no estado de São Paulo,

- in: INPE (Ed.), *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*, 2011. Curitiba, PR, pp. 547–552.
- Muradyan, V., Tepanosyan, G., Asmaryan, S., Saghatelyan, A., Dell'Acqua, F. (2019). Relationships between NDVI and climatic factors in mountain ecosystems: A case study of Armenia. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* 14, 158–169. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.03.004>.
- Namdev, S.K., Dongre, R. (2018). Correlation and Path Analysis in Tomato. *Res. J. Agric. Sci.* 9 (3), 588–590.
- Neter, J., Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J., Li, W. (2005). *Applied Linear Statistical Models*, 5th ed. McGraw-Hill, New York, EUA.
- Oliveira, E.J., de Lima, D.S., Lucena, R.S., Motta, T.B.N., Dantas, J.L.L. (2010). Correlações genéticas e análise de trilha para número de frutos comerciais por planta em mamoeiro. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 45, 855–862. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2010000800011>.
- Pan, X., Gao, Y., Wang, J. (2018). Response Differences of MODIS-NDVI and MODIS-EVI to Climate Factors. *J. Resour. Ecol.* 9, 673. <https://doi.org/10.5814/j.issn.1674-764x.2018.06.010>.
- Parmar, H. V., Gontia, N.K. (2016). Remote sensing based vegetation indices and crop coefficient relationship for estimation of crop evapotranspiration in Ozat-II canal command. *J. Agrometeorol.* 18, 137–139.
- Paz-Pellat, F., Bolaños-González, M., Palacios-Vélez, E., Palacios-Sánchez, L.A., Martínez-Menes, M., Huete, A. (2008). Optimization of the spectral vegetation index NDVI_{cp}. *Agrociencia* 42, 925–937.
- Ponzoni, F.J., Shimabukuro, Y.E., Kuplich, T.M. (2012). *Sensoriamento remoto da vegetação*, 2. ed. ed. Oficina de textos, São Paulo.
- R Development Core Team, R. (2019). *R: A language and environment for statistical computing*. [www Document]. URL <http://www.r-project.org> (accessed 3.12.19).
- Rolim, G., Sentelhas, P., Barbieri, V. (1998). Planilhas no ambiente EXCEL para os cálculos de balanços hídricos: normal, sequencial, de cultura e de produtividade real e potencial. *Rev. Bras. Agrometeorol.* 6, 133–137.
- Salla, V.P., Danner, M.A., Citadin, I., Sasso, S.A.Z., Donazzolo, J., Gil, B.V. (2015). Análise de trilha em caracteres de frutos de jabuticabeira. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 50, 218–223. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000300005>.
- Sedighifar, Z., Motlagh, M.G., Halimi, M. (2019). Investigating spatiotemporal relationship between EVI of the MODIS and climate variables in northern Iran. *Int. J. Environ. Sci. Technol.* <https://doi.org/10.1007/s13762-019-02374-8>.
- Silva, C.A., Schmildt, E.R., Schmildt, O., Alexandre, R.S., Cattaneo, L.F., Ferreira, J.P., Nascimento, A.L. (2016). Correlações fenotípicas e análise de trilha em caracteres morfoagronômicos de mamoeiro. *Rev. AGRO@MBIENTE ON-LINE* 10, 217. <https://doi.org/10.18227/1982-8470ragro.v10i3.3021>.

- Souza, T.V. de, Scalon, J.D. (2013). *Aspectos estatísticos da análise de trilha (path analysis) aplicada em experimentos agrícolas*. Ciências Exatas. Universidade Federal de Lavras.
- Stekhoven, D.J., Bühlmann, P. (2012). Missforest-Non-parametric missing value imputation for mixed-type data. *Bioinformatics* 28, 112–118. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btr597>.
- Thorntwaite, C.W.; Mather, J. (1955). *The Water Balance Centerton*, NJ, USA.
- Tomas-Burguera, M., Vicente-Serrano, S.M., Grimalt, M., Beguería, S. (2017). Accuracy of reference evapotranspiration (ET_o) estimates under data scarcity scenarios in the Iberian Peninsula. *Agric. Water Manag.* 182, 103–116. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.12.013>.
- Valeriano, M.D.M. (2008). *Topodata: guia para utilização de dados geomorfológicos locais*. Inpe.
- Valle, C.B., Macedo, M.C.M., Euclides, V.P.B., Jank, L., Resende, R.M.S. (2010). Gênero *Brachiaria*, in: FONSECA, D.M., MARTUSCELLO, J.A. (Eds.), *Plantas Forrageiras*. Viçosa, MG, pp. 30–77.
- Vieira, E. A., Carvalho, F. I. F., Oliveira, A. C., Martins, L. F., Benin, G., Silva, J. A. G., Coimbra J., Martins, A. F., Carvalho, M. F., Ribeiro, G. (2007). Análise de trilha entre os componentes primários e secundários do rendimento de grãos em trigo. *Rev. Bras. Agrociência* 13, 169–174. <https://doi.org/10.18539/cast.v13i2.1357>.
- Walker, B., Steffen, W. (1997). A synthesis of GCTE and Related Research. *IGBP Sci.* 1, 1–23.
- Wang, F., Wang, X., Zhao, Y., Yang, Z. (2014). Temporal variations of NDVI and correlations between NDVI and hydro-climatological variables at Lake Baiyangdian, China. *Int. J. Biometeorol.* 58, 1531–1543. <https://doi.org/10.1007/s00484-013-0758-4>.
- Wang, J., Price, K.P., Rich, P.M. (2001). Spatial patterns of NDVI in response to precipitation and temperature in the central Great Plains. *Int. J. Remote Sens.* 22, 3827–3844. <https://doi.org/10.1080/01431160010007033>.
- Watson, D.F., Philip, G.M. (1985). A Refinement of Inverse Distance Weighted Interpolation. *Geoprocessing* 2, 315–327.
- Wen, Z., Wu, S., Chen, J., Lü, M. (2017). NDVI indicated long-term interannual changes in vegetation activities and their responses to climatic and anthropogenic factors in the Three Gorges Reservoir Region, China. *Sci. Total Environ.* 574, 947–959. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.09.049>.
- Wright, S. (1921). Correlation and causation. *J. Agric. Res.* 20, 557–585.
- Xu, G., Zhang, Huifang, Chen, B., Zhang, Hairong, Innes, J.L., Wang, G., Yan, J., Zheng, Y., Zhu, Z., Myneni, R.B. (2014). Changes in vegetation growth dynamics and relations with climate over China's landmass from 1982 to 2011. *Remote*

Sens. 6, 3263–3283. <https://doi.org/10.3390/rs6043263>.

Xu, X., Li, X., Liang, H., Huang, L. (2010). Change in vegetation coverage and its relationships with climatic factors in temperate steppe, Inner Mongolia. *Shengtai Xuebao/ Acta Ecol. Sin.* 30, 3733–3743.

Yu, F., Price, K.P., Ellis, J., Shi, P. (2003). Response of seasonal vegetation development to climatic variations in eastern central Asia. *Remote Sens. Environ.* 87, 42–54. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00144-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00144-5).

Zhang, Y., Wang, X., Li, C., Cai, Y., Yang, Z., Yi, Y. (2018). NDVI dynamics under changing meteorological factors in a shallow lake in future metropolitan, semiarid area in North China. *Sci. Rep.* 8, 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-33968-w>.

RESUMO

No Brasil e no mundo, várias regiões sofrem frequentemente com problemas causados pela seca. A pesquisa científica é uma das ações mais importantes para conhecer o fenômeno e propor medidas para gerenciar e mitigar seus efeitos adversos. Neste contexto, é fundamental o uso de ferramentas geotecnológicas, como os sistemas de informações geográficas e o sensoriamento remoto. O objetivo principal deste trabalho foi identificar, analisar e espacializar as ocorrências de secas agrícolas para o estado do Espírito Santo e suas macrorregiões de planejamento, por meio do Índice de Condição da Vegetação (ICV), considerando-se as quatro estações do ano, no período de 2008 a 2017. Procurou-se, ainda, analisar as inter-relações entre o ICV e as anomalias de Temperatura da Superfície da Terra (TST), assim como entre o ICV e os dados sobre déficit e excedente hídrico em algumas áreas mais críticas. Para automatização do pré-processamento das imagens do índice de vegetação *EVI* e de TST foram desenvolvidos modelos em linguagem de programação *Python*, no aplicativo *ArcGIS*. Por meio dos valores do *EVI* foi calculado o ICV, o qual foi utilizado para comparação de suas médias em relação aos anos, às estações do ano e às macrorregiões. As análises estatísticas foram efetuadas com a análise de variância, seguida do método de Scott-Knott para a definição de grupos homogêneos de médias. Os resultados obtidos com a análise estatística e espacialização do ICV, permitiram a identificação das áreas de seca do estado, macrorregiões, bem como os períodos mais críticos à sua ocorrência. O ano de 2016 apresentou o pior resultado, seguido por 2008 e 2015, configurando-se como os anos mais secos; os anos de 2010, 2013, 2014 e 2017 ocuparam uma posição intermediária e os anos de 2009, 2011 e 2012 obtiveram os maiores valores médios de ICV, indicando uma melhor condição hídrica para a vegetação. Com relação às estações do ano, os resultados mais baixos do ICV ocorreram na primavera e inverno e os mais altos, no verão e outono. A comparação dos valores médios de ICV por macrorregião, nos períodos mais críticos, identificou a macrorregião Norte com o pior valor médio, seguida da Central, sendo as regiões com maior ocorrência de seca; as macrorregiões Sul e Metropolitana obtiveram os maiores valores médios. As médias de TST mais elevadas no período de estudo, foram em 2015 e 2016, anos de El Niños fortes. As estações do ano com as maiores médias de TST foram primavera e verão, e com as menores, o outono e inverno. As macrorregiões Central e Norte tiveram as maiores médias de TST e a Metropolitana e Sul, as menores. A distribuição espacial das anomalias positivas de TST e das classes de secas, indicaram uma correspondência espacial entre elas, ou seja, as áreas com temperaturas do solo acima da média, apresentaram secas nos níveis mais críticos. A metodologia utilizada mostrou que a composição do ICV, com base nos valores do *EVI*, foi eficiente na análise e caracterização de ocorrências de secas agrícolas na área de estudo e que pode ser utilizada em outras regiões do Brasil e do mundo.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto, SIG, *EVI*, ICV, índice de seca.

ABSTRACT

In Brazil and worldwide, several regions often suffer from problems caused by drought. Scientific research is one of the most important actions to learn about the phenomenon and propose measures to manage and mitigate its adverse effects. In this context, the use of geotechnological tools, such as geographic information systems and remote sensing, is essential. The main objective of this research was to identify, analyze and spatialize the occurrences of agricultural droughts for the state of Espírito Santo, Brazil, and its planning macroregions, through the Vegetation Condition Index (VCI), considering the four seasons of the year, from 2008 to 2017. An attempt was also made to analyze the interrelationships between the VCI and the anomalies of the Earth's Surface Temperature (EST), as well as between the VCI and data on water deficit and surplus in more critical areas. To automate the pre-processing of images from the EVI and EST vegetation index, models in Python programming language were developed in the ArcGIS software. Through the EVI values, the VCI was calculated, which was used to compare its averages in relation to years, seasons and macroregions. Statistical analyzes were performed with analysis of variance, followed by the Scott-Knott method for the definition of homogeneous groups of averages. The results obtained with the statistical analysis and spatialization of the VCI, allowed the identification of the state's drought areas, macroregions, as well as the periods most critical to their occurrence. The year 2016 presented the worst result, followed by 2008 and 2015, becoming the driest years; the years 2010, 2013, 2014 and 2017 occupied an intermediate position and the years 2009, 2011, and 2012 obtained the highest average values of VCI, indicating a better water condition for vegetation. Regarding the seasons, the lowest results of the VCI occurred in the spring and winter; and the highest, in the summer and autumn. The comparison of the average values of VCI by macroregion, in the most critical periods, identified the North macroregion presenting the worst average value, followed by Central, as the regions with the highest occurrence of drought; the South and Metropolitan macroregions obtained the highest average values. The highest EST averages in the study period were in 2015 and 2016, years of strong El Niños events. The seasons with the highest EST averages were the spring and summer, and the lowest, were the autumn and winter. The Central and North macroregions had the highest averages of EST and the Metropolitan and South, the lowest ones. The spatial distribution of positive EST anomalies and drought classes indicated a spatial correspondence between them, that is, areas with above average soil temperatures, presented droughts at the most critical levels. The methodology used depicted that the VCI composition, based on the EVI values, was efficient in the analysis and characterization of occurrences of agricultural droughts in the study area and that it can be used in other regions of Brazil and the world.

Keywords: Remote sensing, GIS, EVI, VCI, drought index.

INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, a crescente demanda por recursos hídricos para atividades humanas e a intensificação do aquecimento global têm provocado um aumento no risco de seca, tornando essa questão um assunto que requer atenção mundial (Dai, 2012; Riebsame, Changnon, Karl, 2019; Santos et al., 2019). Para que se possa minimizar os efeitos diretos e indiretos da seca e proporcionar um adequado gerenciamento de riscos, são necessários estudos científicos e um monitoramento eficaz do fenômeno.

De acordo com Júnior, Sausen e Lacruz (2011), o sensoriamento remoto apresenta-se como uma ferramenta eficiente para o monitoramento contínuo da seca em regiões de grande escala, pois possibilita uma visão sinótica do fenômeno, possui alta frequência de aquisição de dados e permite a obtenção de informação em diferentes regiões espectrais.

A refletância da radiação eletromagnética na vegetação pode fornecer informações importantes sobre o seu desenvolvimento. Com base na refletância foram desenvolvidos índices de vegetação que são frequentemente usados para o monitoramento de secas por satélites (Kogan, 1995; Wang et al., 2010; Ginciene, Bitencourt, 2011; Wu et al., 2013; Yoshida et al., 2015; Wang et al., 2016).

As imagens do *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)*, obtidas pelo sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)*, são as mais utilizadas em estudos sobre secas, uma vez que permitem identificar as variações na vegetação causadas por eventos climáticos (Liu et al., 2018; Liu et al., 2020; Zhou et al., 2020). Entretanto, as imagens do *Enhanced Vegetation Index (EVI)* também podem ser empregadas para esse tipo de estudo e com algumas vantagens em relação às do *NDVI*, dentre elas: minimiza os efeitos de solos e da atmosfera, é mais sensível às variações na estrutura do dossel e não se saturam facilmente em regiões de alta densidade de biomassa (Gao et al., 2000; Justice et al., 2002; Júnior, Sausen, Lacruz, 2011; Aulia et al., 2016; Gonçalves et al., 2020).

Tanto o *NDVI* quanto o *EVI* podem ser utilizados na composição do cálculo de um outro índice, mais abrangente, o qual determina a porcentagem de variação do índice de vegetação em relação à sua máxima amplitude, denominado de Índice de Condição da Vegetação (ICV) (Du et al., 2013). Este, é amplamente empregado

na avaliação geográfica de secas, assim como na sua detecção, classificação, espacialização e caracterização (Quiring, Ganesh, 2010; Agutu et al., 2020; Walz et al., 2020; Liu et al., 2020; Hu et al., 2020).

A utilização de imagens de satélite permite identificar mudanças significativas na vegetação, pois, conforme observado por Huete et al. (2002), a variação nos índices de vegetação tem uma forte correlação com o conteúdo de biomassa verde e esses valores são bons indicadores do estresse hídrico nas plantas.

O estresse hídrico está diretamente relacionado às variáveis meteorológicas, principalmente com a precipitação e temperatura do ar, que são as maiores responsáveis pela transformação da paisagem e do meio ambiente (Marcuzzo, Goularte, 2012). Estas variáveis são fundamentais em estudos sobre a caracterização espacial e temporal das ocorrências de seca. Entretanto, em regiões tropicais, devido à alta variabilidade espaçotemporal da precipitação e da temperatura e à baixa densidade de estações meteorológicas (Pereira, Angelocci, Sentelhas, 2002), torna-se necessário o uso de outras ferramentas que permitam obter informações sem depender exclusivamente de dados meteorológicos.

Dessa forma, percebe-se, novamente, a importância das imagens de satélites para o estudo da seca. Esse fenômeno climático tão complexo, que pode afetar milhões de pessoas e causar prejuízos em várias regiões do mundo, principalmente ao setor agrícola (Shen et al., 2019).

Segundo Faria (2011), essa anomalia se caracteriza pela ocorrência de baixa precipitação pluvial, em um determinado período e pode ocorrer em todos os regimes climáticos.

Pode ser descrito ainda como um fenômeno natural que se caracteriza pela redução transitória da precipitação, em relação ao normal, para uma determinada região. É muito difícil de ser evitado, pois ocorre sem regularidade e quanto maior for a dependência com relação à utilização da água em um local, mais prejudiciais serão os seus efeitos. Como ainda não é possível prever o início e nem o fim de uma seca, a preocupação maior deve ser na prevenção, planejamento e gestão dos seus riscos, levando em consideração as características da região e os principais setores que podem ser afetados (Vivas, 2011).

Diante desse problema de ocorrência imprevisível que gera prejuízos diversos, percebe-se a necessidade de estudos voltados à caracterização,

monitoramento e distribuição das ocorrências de seca, contribuindo para um melhor entendimento desse fenômeno e fornecendo subsídios aos gestores públicos para a tomada de decisões.

No Brasil, como em outros países do mundo, o problema é grave e necessita de novas pesquisas. Dentre as regiões do país, a Nordeste é notoriamente a que mais sofre com as suas consequências, mas outras regiões e biomas também merecem destaque devido as suas importâncias econômicas, sociais ou ambientais (Marengo, 2007; ANA, 2017; Souza, Oliveira, 2019).

Entre os estados brasileiros, o Espírito Santo sofreu numerosos eventos de seca nos últimos anos (CEPED, 2013; Espírito Santo, 2017). Dessa forma, necessita de estudos mais detalhados, para que se possa buscar meios mais eficientes de prevenção, gerenciamento e controle de riscos.

O presente estudo teve como objetivo principal a análise, espacialização e caracterização das ocorrências de secas agrícolas para o estado do Espírito Santo e suas macrorregiões por meio do Índice de Condição da Vegetação (ICV), obtido mediante a utilização do índice de vegetação *EVI*. Buscou-se, ainda, relacionar a distribuição espaçotemporal do ICV, subdividido em classes de ocorrências de secas, com a espacialização das anomalias de Temperatura da Superfície da Terra (TST) e com dados de deficiência e excedente hídricos obtidos de Estações Meteorológicas Automáticas (EMA) localizadas nas áreas mais críticas.

MATERIAL E MÉTODOS

ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo foi o estado do Espírito Santo, localizado na região Sudeste do Brasil, entre os paralelos 17,9° S e 21,3° S e os meridianos 39,6° W e 41,8° W. Faz divisa ao Norte com a Bahia, ao Sul com o Rio de Janeiro, a Oeste com Minas Gerais e a Leste com o Oceano Atlântico (Figura 1).

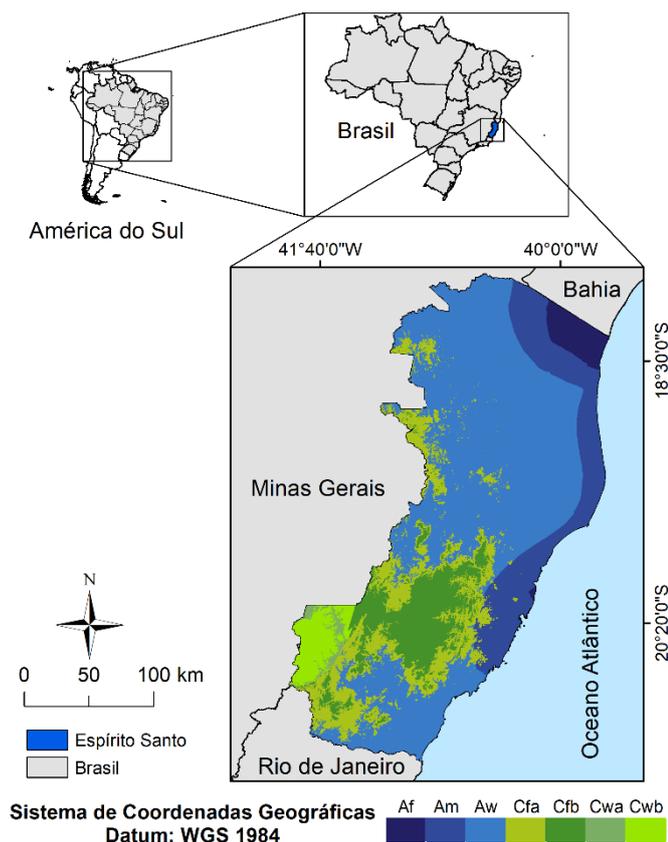


Figura 1. Localização do Estado do Espírito Santo com a classificação do clima.

De acordo com a classificação de *Köppen*, o clima predominante no estado é o Aw: zona tropical, com inverno seco (53,69%); ainda apresenta as seguintes zonas: Cfa: clima oceânico, sem estação seca (14,92%); Am: zona tropical, com monção (13,96%); Cfb: clima oceânico, sem estação seca, com verão temperado (10,47%); Cwb: clima temperado úmido, com inverno seco e verão temperado (3,36%); Af: clima tropical úmido (2,76%); Cwa: clima temperado úmido, com inverno seco e verão quente (0,83%) e Cwc: clima temperado úmido, com inverno seco e verão curto e fresco (0,02%) (Alvares et al., 2013).

OBTENÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE SATÉLITE DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO SELECIONADO

Para o desenvolvimento desta pesquisa, primeiramente, foram obtidas imagens do índice de vegetação selecionado *EVI*, produto *MOD13Q1*, do sensor

MODIS, a bordo do satélite *Terra*, com resolução espacial de 250 m e temporal de 16 dias, composto pelo máximo valor do *pixel* neste período. Essas imagens encontram-se disponíveis gratuitamente no banco de dados da *Earth Observing System Data and Information System (EOSDIS)* da *NASA*, no endereço eletrônico <https://search.earthdata.nasa.gov> (Didan, Munoz, Huete, 2015).

O produto *MOD13Q1*, disponibilizado em arquivo compactado em formato *HDF*, é constituído por doze camadas, destacando-as: imagem *NDVI*; *EVI*; de qualidade *VI Quality*; de reflectância referentes às bandas do vermelho e do infravermelho próximo utilizadas para geração do *NDVI*; e juntamente com a do azul para geração do *EVI*; de reflectância do infravermelho médio; de confiabilidade *Pixel Reliability* e imagens referentes ao azimute, ângulo de visada, ângulo zenital solar e composição do dia juliano do ano (Didan, Munoz, Huete, 2015).

Esses conjuntos de dados foram obtidos na versão V06, correspondentes aos quadrantes h14v10 e h14v11, cada um cobrindo uma área de $10^{\circ} \times 10^{\circ}$, ou seja, 1.200 km x 1.200 km (Figura 2).

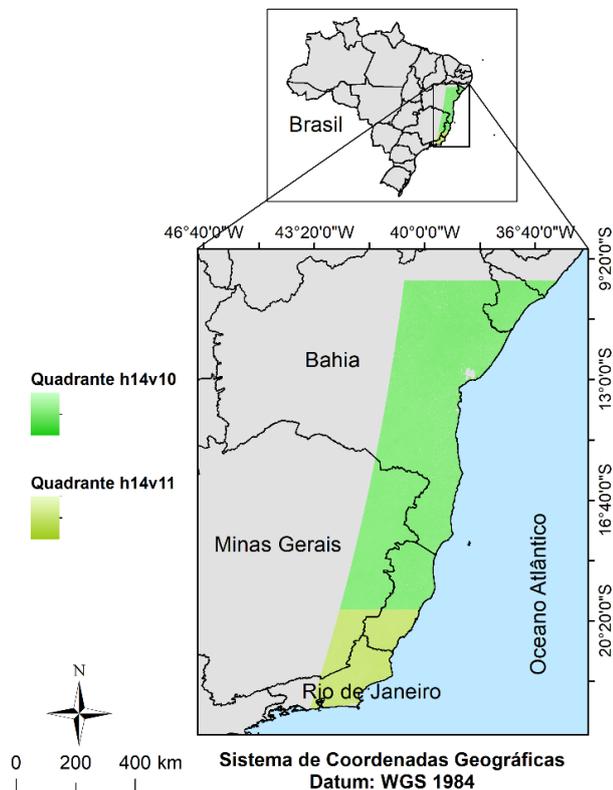


Figura 2. Imagens do sensor *MODIS*, correspondentes aos quadrantes h14v10 e h14v11.

Neste estudo, foram utilizadas imagens correspondentes aos anos de 2008 a 2017 (Tabela 1) que após o processamento totalizaram 230 imagens para cada uma das camadas.

Tabela 1. Datas das imagens *MODIS*

Ano das imagens	Data inicial das imagens (dia juliano)		
	01/01 (01)	09/05 (129)	14/09 (257)
	17/01 (17)	25/05 (145)	30/09 (273)
	02/02 (33)	10/06 (161)	16/10 (289)
2008, 2009, 2010, 2011, 2012	18/02 (49)	26/06 (177)	01/11 (305)
2013, 2014, 2015, 2016, 2017	*06/03 (65)	12/07 (193)	17/11 (321)
	22/03 (81)	28/07 (209)	03/12 (337)
	07/04 (97)	13/08 (225)	19/12 (353)
	23/04 (113)	29/08 (241)	

*A partir desta data, considerou-se um dia a menos em cada data inicial nos anos bissextos.

Todo o trabalho de geoprocessamento e edição de imagens foi executado utilizando-se os recursos do programa *ArcGIS 10.3* (ESRI, 2015).

O fluxograma metodológico descrevendo todas as etapas necessárias para a aquisição e pré-processamento das imagens *EVI*, *VI Quality* e *Pixel Reliability* do sensor *MODIS* entre os anos de 2008 a 2017 é apresentado na Figura 3.

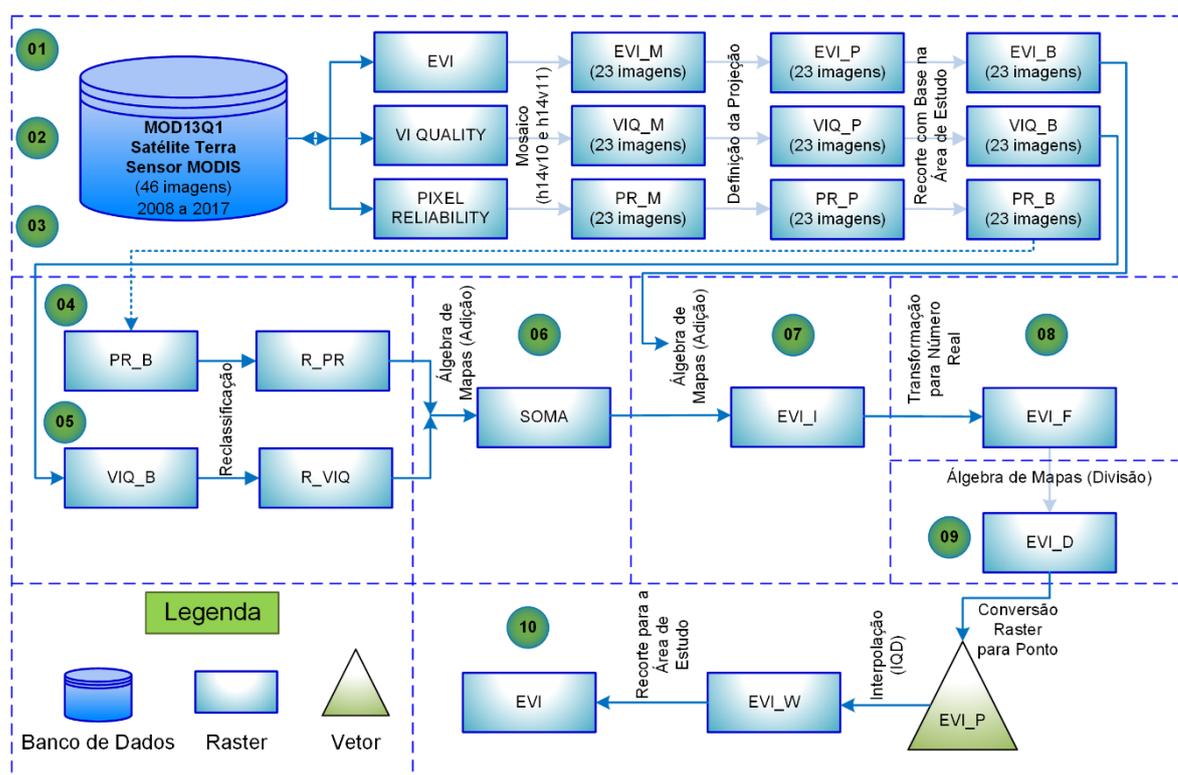


Figura 3. Fluxograma do pré-processamento das imagens do índice de vegetação.

Após a aquisição das imagens de satélite, elas foram exportadas para o aplicativo *ArcGIS* 10.3, no qual, para facilitar o pré-processamento, foi desenvolvido um modelo em *ModelBuilder*, em linguagem de programação *Python* para a automatização e documentação dos processos de gerenciamentos de dados (Abdelrahman; Tahoun, 2019). O modelo foi dividido em dez etapas, descritas a seguir:

Etapas 01, 02 e 03 - Mosaico, projeção e recorte de imagens

Com as quarenta e seis imagens obtidas de cada uma das três camadas, *EVI*, *VI QUALITY* e *PIXEL RELIABILITY*, para cada ano, fez-se o mosaico formado pelos quadrantes h14v10 e h14v11 que compõem o estado do Espírito Santo, resultando em vinte e três imagens de cada camada. Em seguida, foram definidas as projeções das imagens originais do sensor *MODIS* obtidas na projeção sinusoidal e formato *HDF* para o sistema *Universal Transversa de Mercator (UTM)*, *datum* horizontal *WGS 84*, zona 24 S. Por último, com base na área de estudo, foi realizado o recorte das imagens, por meio de um arquivo *shapefile* gerado com uma área maior que a do ES, para possibilitar a posterior interpolação dos dados.

Etapas 04 e 05 - Reclassificação de imagens *VI QUALITY* e *PIXEL RELIABILITY*

De acordo com Moraes (2012), o propósito dessas imagens é a extração dos *pixels* denominados “espúrios” resultantes da presença de nuvens e/ou de ruídos, assegurando a qualidade e consistência dos dados.

Quanto aos valores de qualidade das imagens *VI Quality*, Moraes e Rocha (2011) encontraram, a partir das combinações dos valores em bits disponibilizados pela NASA, que o intervalo válido a considerar como *pixels* desejáveis é de 4 a 37.572. Assim, foi realizada a reclassificação das imagens *VI Quality*, atribuindo-se o valor *NoData* para os intervalos inválidos de *pixels* entre 0 e 4 e entre 37572 e 99999, e para o intervalo válido entre 4 e 37572, atribui-se o valor 0.

Para as imagens de *Pixel Reliability*, adotou-se os valores descritos na Tabela 2.

Tabela 2. Valores de confiabilidade das imagens *Pixel Reliability* para o *EVI*

Valor do Pixel	Qualidade	Descrição	Valor após reclassificação
-1	Sem dado	Dado não processado	<i>NoData</i>
0	Dado bom	Pode ser usado com confiança	0
1	Dado marginal	Pode ser usado*	0
2	Neve/gelo	Alvo coberto por neve ou gelo	<i>NoData</i>
3	Nuvem	Alvo coberto por nuvens	<i>NoData</i>

*Observar outra informação de qualidade.

Fonte: (Didan et al., 2015), adaptada pelo autor.

Etapa 06 - Adição das imagens *VI QUALITY* e *PIXEL RELIABILITY*

As imagens reclassificadas nas etapas 04 e 05, foram somadas por meio da função álgebra de mapas para a criação de uma máscara de correção de *pixels* “espúrios”.

Etapa 07 - Correção das imagens *EVI*

As imagens de índices de vegetação de composição máxima dos *pixels* possuem quantidade reduzida de nuvens e ruídos atmosféricos, mantendo

informações da dinâmica da vegetação. Contudo, é importante eliminar *pixels* que foram afetados por nuvem nas etapas de pré-processamento dos dados (Yu et al., 2003). Assim, somou-se as imagens de *EVI* com a máscara de correção, obtida na etapa 06, para extração dos *pixels* “espúrios”, gerando a imagem de *EVI* corrigida.

Etapa 08 - Transformação das imagens *EVI* para números reais

As imagens *EVI* corrigidas, que possuem o formato de números inteiros, foram convertidas para o formato de números reais.

Etapa 09 - Divisão das imagens *EVI*

As imagens originalmente com valores digitais variando entre -10.000 a 10.000, foram reescaladas para o intervalo de -1 a +1 por meio da divisão pelo seu fator de escala equivalente a 10.000.

Etapa 10 - Transformação, interpolação e recorte das imagens *EVI*

Primeiramente, as imagens *EVI* obtidas na etapa anterior foram convertidas para o formato de imagem vetorial de pontos. Em seguida, com o intuito de preencher os dados ausentes nas imagens (valores *NoData*, referentes aos *pixels* espúrios), foi efetuado a interpolação pelo método do Inverso do Quadrado da Distância (IQD) (Watson; Philip, 1985), na qual os valores dos *pixels* são preenchidos de acordo com a ponderação em relação ao IQD dos *pixels* que apresentam valores. Por último, foi realizado o recorte em todas as imagens *EVI* da série temporal, tendo como base um arquivo vetorial da área de estudo em formato *shapefile* obtido do banco de dados do Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo (GEOBASES, 2015).

Chen et al. (2014) ao estudarem tendências de comportamento da vegetação, utilizaram dados de *NDVI* do satélite *NOAA*, e procederam de forma análoga, ao eliminarem os *pixels* sinalizados como neve ou nuvens nas imagens e posterior preenchimento das lacunas por meio de técnicas de interpolação.

A Figura 4 apresenta uma síntese das dez etapas do modelo desenvolvido em *ModelBuilder*, em linguagem de programação *Python*.

ângulos de visadas, coberturas de céu limpo, todas diurnas e noturnas, e por emissividades estimadas nas bandas 31 e 32 (Didan, Munoz, Huete, 2015).

O fluxograma metodológico contendo todas as etapas necessárias para a aquisição e pré-processamento das imagens de TST do sensor *MODIS* entre os anos de 2008 a 2017 é apresentado na Figura 5.

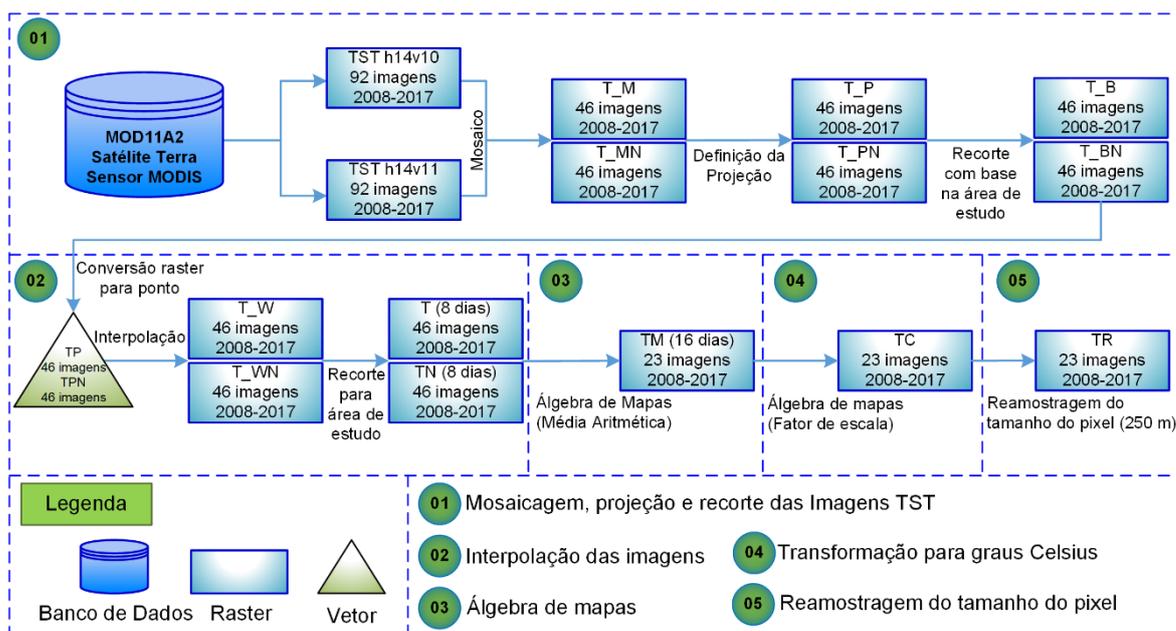


Figura 5. Fluxograma metodológico com as etapas do pré-processamento das imagens de TST para os anos de 2008 a 2017.

O pré-processamento das imagens de TST foi realizado de maneira semelhante ao das imagens *EVI*. Para isso, implementou-se um outro modelo com base em linguagem de programação *Python* para automatizar os processos de gerenciamentos de dados. O modelo foi dividido nas seguintes etapas:

Etapa 01- Mosaico, projeção e recorte das imagens

Para cada ano foram utilizadas cento e oitenta e quatro imagens de TST (noventa e duas do quadrante h14v10 e noventa e duas do h14v11) para se gerar o mosaico que compõe o estado do Espírito Santo, resultando em noventa e duas imagens de temperatura (quarenta e seis diurnas e quarenta e seis noturnas). Em seguida, as imagens foram convertidas para o formato *.grid*, reprojetaadas para o

sistema de referência *WGS 84* zona 24 S e recortadas por meio de um arquivo *shapefile* gerado com uma área maior que a do ES para possibilitar a posterior interpolação dos dados.

Etapa 02 – Interpolação e recorte de imagens

As imagens de TST pré-processadas na etapa anterior, foram convertidas para o formato de imagem vetorial de pontos e interpoladas pelo método do Inverso do Quadrado da Distância (IQD) (Watson; Philip, 1985). Em seguida, foi realizado o recorte em todas as imagens TST da série temporal, tendo como base um arquivo vetorial da área de estudo em formato *shapefile* obtido do banco de dados do Geobases (GEOBASES, 2015).

Etapa 03 – Média Aritmética

As imagens de TST correspondem à média de temperaturas diurnas e noturnas de oito dias. Assim, foi aplicada a função da álgebra de mapas (média aritmética), integrando-se cada imagem a sua correspondente posterior com o objetivo de gerar imagens médias para 16 dias. Esse procedimento foi feito considerando-se os “dias julianos” e resultou em um conjunto de vinte e três imagens para cada ano.

Etapa 04 - Transformação das imagens de TST para graus Celsius

Os dados originais fornecidos em Kelvin foram convertidos em graus Celsius, multiplicando-se cada imagem de TST obtida na etapa anterior pelo seu fator de escala (0,02) e subtraindo-se de 273,15, conforme Equação 1.

$$TC = TM * 0,02 - 273,15 \quad (1)$$

Em que: TC é o valor do pixel em °C e TM é o valor original do pixel em Kelvin.

Etapa 05 - Reamostragem do tamanho do pixel

As imagens de TST com resolução espacial de 1 km foram reamostradas para uma resolução de 250 m.

A Figura 6 apresenta uma síntese das cinco etapas do modelo desenvolvido em *ModelBuilder*, em linguagem de programação *Python*.

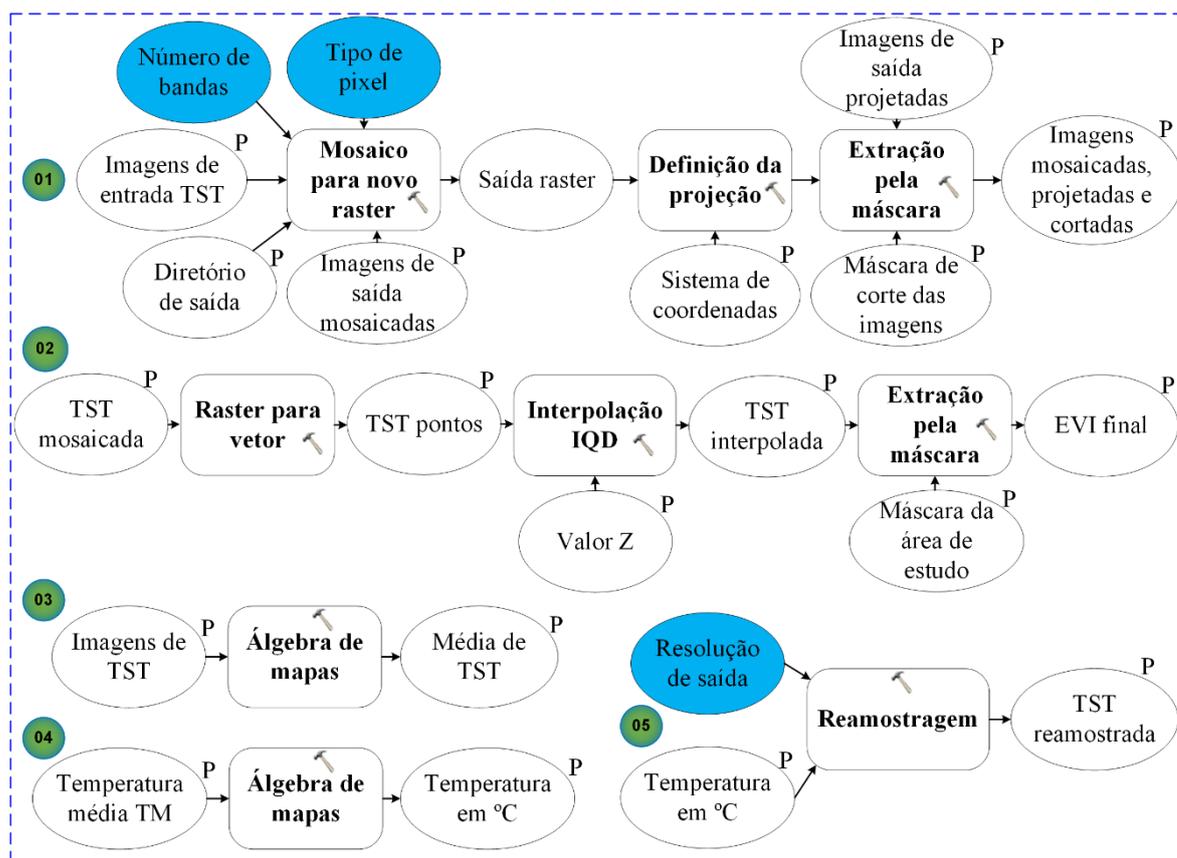


Figura 6. Etapas do modelo desenvolvido em linguagem de programação *Python*.

COMPOSIÇÃO, CLASSIFICAÇÃO E ESPACIALIZAÇÃO DO ÍNDICE DE CONDIÇÃO DA VEGETAÇÃO

Para o cálculo do ICV, com posterior definição e espacialização das classes de seca foram realizadas as etapas descritas a seguir, com a utilização do aplicativo *ArcGIS 10.3*.

1) os arquivos vetoriais (*shapefile*) do estado do ES, mancha urbana e massa d'água (GEOBASES, 2015) foram dissolvidos e atualizados, por meio das funções *dissolver* e *update*, respectivamente.

2) com a utilização das ferramentas de conversão, as imagens vetoriais anteriores foram transformadas em *raster*.

3) as imagens *raster* obtidas na etapa 2 foram reclassificadas, atribuindo-se o valor zero para toda a área do ES, e *no data* para mancha urbana (1) e massa d'água (2), criando-se uma “máscara” com o ES sem as áreas impróprias (1) e (2).

4) por meio da função de álgebra de mapas, todas as imagens *EVI* foram somadas à “máscara” gerada, eliminando-se as áreas impróprias.

5) as imagens do *EVI* em formato *raster* foram agrupadas por estação do ano, conforme os seguintes intervalos:

- Primavera: 14 de setembro a 18 de dezembro;
- Verão: 19 de dezembro a 21 de março;
- Outono: 22 de março a 25 de junho;
- Inverno: 26 de junho a 29 de setembro.

As imagens do índice de vegetação foram identificadas pelo “dia juliano” inicial da composição de 16 dias, resultando em seis imagens por estação do ano (Tabela 3).

Como foram geradas vinte e três imagens por ano do índice de vegetação *EVI*, a imagem do dia 14/09, por ser a imagem que abrange mais dias de duas estações, foi utilizada tanto no fim do inverno, quanto no início da primavera.

Tabela 3. Estações do ano e data inicial da composição das imagens *EVI* (dia juliano) para o período 2008 a 2017

Verão	Outono	Inverno	Primavera
19/12 (353)	22/03 (81)	26/06 (177)	14/09 (257)
01/01 (01)	07/04 (97)	12/07 (193)	30/09 (273)
17/01 (17)	23/04 (113)	28/07 (209)	16/10 (289)
02/02 (33)	09/05 (129)	13/08 (225)	01/11 (305)
18/02 (49)	25/05 (145)	29/08 (241)	17/11 (321)
06/03 (65)*	10/06 (161)	14/09 (257)	03/12 (337)

* A partir desta data, considerou-se um dia a menos em cada data inicial nos anos bissextos.

6) após a organização das imagens, foi realizado o cálculo das médias das seis imagens que compõem cada estação do ano, *pixel a pixel*, para os dez anos (equação 2).

$$\bar{x}_{\text{valor}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (2)$$

Em que: \bar{x}_{valor} é a média, *pixel a pixel*, para cada estação do ano e x_i são os valores do *EVI* das seis imagens que compõem cada estação do ano.

7) os valores máximos do *EVI*, correspondentes a cada estação do ano, foram agrupados para os dez anos e obtidas as médias, ou seja, foi calculada a média dos valores máximos dos *pixels* das imagens dos dez verões, outonos, invernos e primaveras, adotando-se o mesmo procedimento para a média dos valores mínimos.

8) de posse de todas as médias do *EVI*, foi calculado o Índice de Condição da Vegetação (ICV), proposto por (Kogan, 1995), para as quatro estações do ano, no período de 2008 a 2017 (Equação 3).

$$\text{ICV} = \frac{\bar{x}_{\text{valor}} - \bar{x}_{\text{mín.referência}}}{\bar{x}_{\text{máx.referência}} - \bar{x}_{\text{mín.referência}}} \cdot 100 \quad (3)$$

Em que: ICV é o Índice de Condição da Vegetação (%); \bar{x}_{valor} é a média dos *pixels* do *EVI*, por estação, para um determinado ano; $\bar{x}_{\text{mín.referência}}$ é a média dos *pixels* do *EVI*, com valores mínimos por estação, para a série total de dez anos e $\bar{x}_{\text{máx.referência}}$ é a média dos *pixels* do *EVI*, com valores máximos por estação, para a série total de dez anos.

Dado que o período de análise foi de 2008 a 2017, com um valor de ICV para cada estação do ano, foram obtidas quarenta imagens nos dez anos.

O ICV representa a percentagem do índice de vegetação utilizado, neste caso do *EVI*, em relação a sua máxima amplitude, sendo empregado para o monitoramento de seca, baseado no princípio de que o vigor vegetativo é afetado

pela variação climática. Dessa forma, nas áreas extremamente secas, o crescimento da vegetação diminui, levando a um menor valor do ICV. Por outro lado, um ICV maior representa uma melhor condição climática (Du et al., 2013).

9) Observando-se as características do ICV descritas por Du et al. (2013), foi efetuada a reclassificação, *pixel a pixel*, de cada valor de índice gerado, de acordo com as diferentes classes de seca proposta por Coleve (2011) (Tabela 4).

Tabela 4. Intervalos de classes dos valores do ICV e sua correspondente classificação

Valores do ICV (%)	Classificação
0 < ICV < 20	Extremamente seco
20 ≤ ICV < 40	Seco
40 ≤ ICV < 60	Condição normal
60 ≤ ICV < 80	Condição boa
ICV ≥ 80	Condição ótima

Fonte: (Coleve, 2011), adaptada pelo autor.

A classificação e espacialização de secas, *pixel a pixel*, tem o objetivo de proporcionar uma visão da distribuição espacial e temporal de ocorrências de secas em toda a área de estudo, bem como a caracterização das suas intensidades.

10) com os resultados apresentados pelo ICV, foi possível analisar a distribuição espacial das classes de ocorrência de secas para o estado do ES e suas macrorregiões, principalmente para as condições mais críticas, nas quais a vegetação foi fortemente afetada pelo estresse hídrico.

CÁLCULO E ESPACIALIZAÇÃO DE ANOMALIAS DE TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DA TERRA

Para que se pudesse obter a distribuição espacial das variações da TST em relação à média, no período de 2008 a 2017, foram calculados os valores médios da TST para cada um dos dez anos e das quatro estações, assim como a média de referência da TST na estação do ano, para todo o período de dez anos.

A partir dessas médias, calculou-se as anomalias da TST, por meio da Equação 4 e realizou-se a sua espacialização para o ES.

$$\text{Anom TST} = \text{TST}_{\text{valor}} - \text{TST}_{\text{referência}} \quad (4)$$

Em que: Anom TST é a Anomalia de Temperatura da Superfície da Terra; $\text{TST}_{\text{valor}}$ é a média de TST da estação analisada em um determinado ano e $\text{TST}_{\text{referência}}$ é a média de referência para a estação do ano, ou seja, a média da referida estação para o período de dez anos.

De posse das imagens do ICV, subdividido em classes de secas, assim como das imagens de espacialização das anomalias de TST, foi realizada uma análise da distribuição espaciotemporal dessas duas variáveis, para verificação das áreas e estações do ano que apresentaram maiores extensões de seca, no período de estudo. Esses resultados, também foram confrontadas com os dados de excedente e déficit hídrico, obtidos por intermédio do balanço hídrico realizado para as EMA mais próximas das regiões críticas.

ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS DO ÍNDICE DE CONDIÇÃO DA VEGETAÇÃO E DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DA TERRA

Para obtenção dos valores médios do ICV e da TST, foram gerados duzentos e cinquenta pontos em cada macrorregião de planejamento do estado, ou seja, mil pontos aleatórios em todo o território do ES, por meio da função de criação de pontos aleatórios do aplicativo ArcGIS 10.3, gerando-se tabelas com dados do ICV e da TST de acordo com a análise a ser realizada.

Lembrando que, na etapa de composição do ICV foram obtidas quarenta imagens. Da mesma forma, após a etapa de pré-processamento das imagens da TST, elas foram agrupadas por estação do ano, de 2008 a 2017, gerando-se também quarenta imagens. Considerando-se os mil pontos aleatórios, totalizaram-se quarenta mil valores de ICV e de TST para serem utilizados nas análises estatísticas.

A comparação entre os valores médios do ICV ou da TST, nas diferentes abordagens realizadas nesta pesquisa, foi realizada por intermédio da análise de variância, seguida das análises de normalidade e homocedasticidade dos resíduos e por último, da aplicação do método de *Scott e Knott* (1974), utilizando o *software R* (R Development Core Team, 2019). Para todas as análises foi estabelecido um α igual a 0,05.

Em uma das análises, procurou-se comparar o valor das médias do ICV para cada ano, de 2008 a 2017. Foram comparadas, ainda, as médias do ICV por estação do ano e por macrorregião de planejamento do estado do ES. Por último, os valores médios foram comparados por macrorregião, para os piores cenários obtidos na espacialização do ICV, ou seja, em relação aos períodos mais críticos.

Também foram realizadas análises para comparação do valor das médias da TST por ano, de 2008 a 2017, assim como por estação do ano e por macrorregião de planejamento do ES.

Na análise de variância foram testadas as hipóteses: H_0 : os pares de médias são estatisticamente iguais e H_1 : pelo menos um dos pares de médias são estatisticamente diferentes entre si. Caso o p-valor fosse menor que o α estabelecido, rejeitava-se H_0 e prosseguia-se com a análise, aplicando o método de agrupamento de *Scott-Knott*.

O método supracitado, além de ser aplicado para análise univariada e permitir comparações múltiplas de maneira eficiente, foi selecionado para utilização nesta pesquisa por ser mais poderoso que os de *Tukey*, *t de Student*, *Duncan*, entre outros; por possuir taxas de erro tipo I, quase sempre de acordo com os níveis nominais em várias distribuições; facilitar a interpretação dos resultados, devido à ausência de ambiguidade e ser robusto à violação de normalidade (Borges, Ferreira, 2003).

Segundo Ramalho, Ferreira e Oliveira (2000), o método de *Scott-Knott* realiza a comparação de médias por meio de grupos que as classificam de forma

homogênea, baseando-se na razão de verossimilhança para testar a significância de que n tratamentos podem ser divididos em dois grupos que maximizem a soma de quadrados entre grupos e minimizem dentro deles.

Resumidamente, o processo consiste em determinar uma partição, em dois grupos, que maximize a soma de quadrados, sendo que o número de partições é dado por $(2^{n-1} - 1)$. Para uma quantidade pequena de tratamentos, é fácil obter todos os grupos, mas quando se tem um número maior, a quantidade de grupos cresce de forma exponencial. De acordo com Fisher (1958), para contornar esse problema, é necessário ordenar as médias dos tratamentos e considerar apenas $(n - 1)$ partições. Após encontrar a melhor partição entre dois grupos, o processo é repetido em cada subgrupo, até que os grupos sejam considerados estatisticamente iguais pelo teste qui-quadrado.

Segundo Scott e Knott (1974), o método pode ser descrito da seguinte forma:

- 1) Ordenação das médias e determinação das $(g - 1)$ partições com dois grupos, considerando-se, inicialmente, o número total de tratamentos (n) igual ao número de tratamentos envolvidos nos grupos de médias (g).
- 2) Definição das hipóteses: $H_0: G_1 = G_2$ e $H_1: G_1 \neq G_2$, em que G_1 e G_2 são os totais de tratamentos em cada um dos dois grupos de médias.
- 3) Obtenção da soma dos quadrados (B_0), a qual é estimada pela Equação 5, com verificação da partição que maximiza a soma dos quadrados.

$$B_0 = \frac{G_1^2}{k_1} + \frac{G_2^2}{k_2} - \frac{(G_1+G_2)^2}{k_1+k_2}, \quad G_1 = \sum_{i=1}^{k_1} \bar{Y}_i \quad \text{e} \quad G_2 = \sum_{i=k_1+1}^g \bar{Y}_i \quad (5)$$

Em que: \bar{Y}_i é a média do tratamento i e k_1 e k_2 o número de médias de cada grupo.

- 4) Cálculo do estimador de máxima verossimilhança ($\hat{\sigma}_0^2$) pela Equação 6.

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{1}{g+v} \cdot [\sum_{i=1}^g (\bar{Y}_i - \bar{Y})^2 + v \cdot s_{\bar{Y}}^2] \quad (6)$$

Em que: \bar{Y} é a média geral de todos os tratamentos envolvidos; $s_{\bar{Y}}^2 = \frac{QME}{r}$ é o estimador não tendencioso de $\sigma_{\bar{Y}}^2$ e v os graus de liberdade deste estimador.

5) Determinação do valor da estatística do teste (Equação 7) para a partição que maximiza B_0 .

$$\lambda = \frac{\pi}{2(\pi - 2)} \cdot \frac{B_0}{\hat{\sigma}_0^2} \quad (7)$$

Em que: $\hat{\sigma}_0^2$ é o estimador de máxima verossimilhança de $\sigma_{\bar{Y}}^2$ e π é o número irracional de valor aproximado 3,14159.

6) Se $\lambda \geq \chi^2_{(\alpha; g/(\pi-2))}$, rejeita-se a hipótese de que os dois grupos são iguais, aceitando-se a hipótese alternativa.

7) Os dois subgrupos formados serão submetidos, separadamente, aos passos anteriores, com $g = k_1$ e $g = k_2$. O processo se encerra ao aceitar H_0 (estatisticamente iguais pelo teste χ^2) ou se cada subgrupo tiver apenas uma média.

Ex.: Em uma das análises realizadas nesta pesquisa, comparou-se o valor médio do ICV por estação do ano (**Verão**, **Outono**, **Inverno** e **Primavera**). Para isso, utilizou-se $n = g = 4$ tratamentos e existiriam 7 partições possíveis, mas pela simplificação de Fisher (1958), com as médias ordenadas O, V, I e P, pôde-se considerar apenas $(g - 1)$ 3 partições das médias, com dois grupos distintos:

Partição 1: O V I P

Partição 2: O V I P

Partição 3: O V I P

Após o cálculo de B_0 para as três partições, verificou-se que na Partição 2 a soma dos quadrados foi máxima. Assim, com o B_0 da Partição 2, foi determinado o valor de λ , que apresentou resultado estatisticamente diferente pelo teste χ^2 . Em seguida, foi feita a análise da partição do primeiro subgrupo, O com V, logo depois, a do segundo, I com P, verificando-se que ambas foram significativas, no nível α considerado. Concluindo-se que os subgrupos foram estatisticamente diferentes,

ou seja, as médias do ICV para as quatro estações do ano são diferentes entre si, ao nível de 5% de probabilidade.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

ANÁLISE E ESPACIALIZAÇÃO DE OCORRÊNCIAS DE SECAS PARA O ESTADO DO ESPÍRITO SANTO E AS SUAS MACRORREGIÕES

Com o propósito de identificar, analisar e espacializar as ocorrências de secas agrícolas no estado do ES e em suas macrorregiões, foi utilizado o Índice de Condição da Vegetação (ICV), calculado por meio do *EVI*, o qual foi selecionado por ter apresentado os resultados mais significativos no estudo com as variáveis meteorológicas e por possuir algumas vantagens já mencionadas, em relação ao NDVI. Para análise estatística dos dados foi realizada a análise de variância, seguida da separação das médias em grupos homogêneos, segundo o método Scott-Knott.

A Figura 7 apresenta a comparação anual dos valores do ICV para o ES, no período de 2008 a 2017, com a separação das médias anuais em grupos que apresentaram diferenças estatísticas.

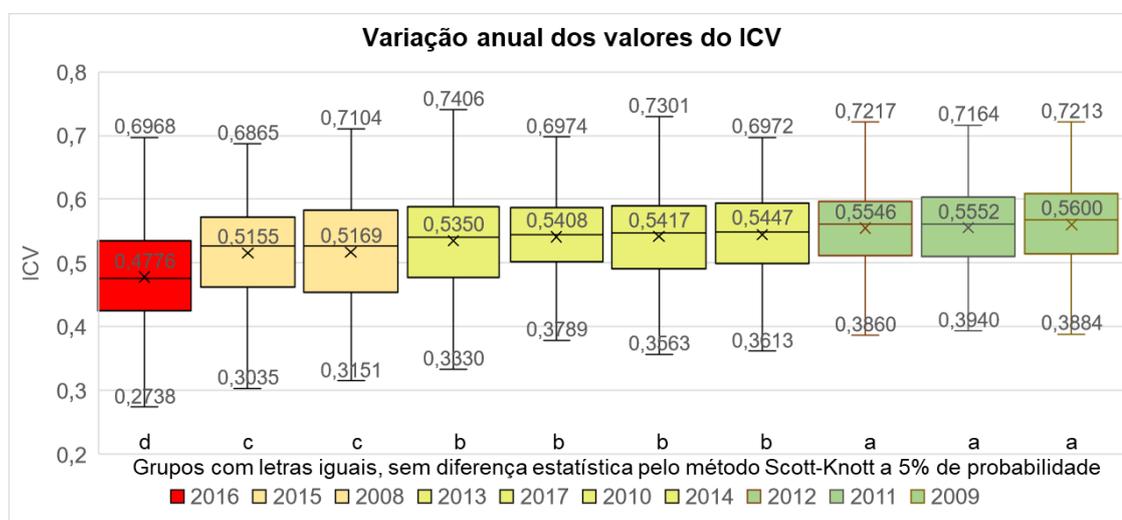


Figura 7. Comparação dos valores médios do ICV para o ES de 2008 a 2017.

O método utilizado separou as médias do ICV em quatro grupos. O ano de 2016 apresentou o pior resultado, ou seja, foi considerado o ano mais seco no período analisado, seguido por 2008 e 2015. Os anos de 2010, 2013, 2014 e 2017 ficaram em uma posição intermediária e os anos de 2009, 2011 e 2012 obtiveram os maiores valores médios de ICV, indicando melhores condições hídricas para a vegetação.

Para os anos de 2015 e 2016, que obtiveram os dois piores resultados, uma das explicações pode ter sido as ocorrências de El Niños fortes nesses anos. Esse fenômeno, geralmente, ocasiona uma elevação das temperaturas na região Sudeste do Brasil e isso pode ter provocado um aumento da deficiência hídrica e, conseqüentemente, mais ocorrências de seca para o ES nesses anos (INPE, 2016; NOAA, 2019).

Além da comparação anual dos valores do ICV, realizou-se a análise dos valores médios por estação do ano (Figura 8).

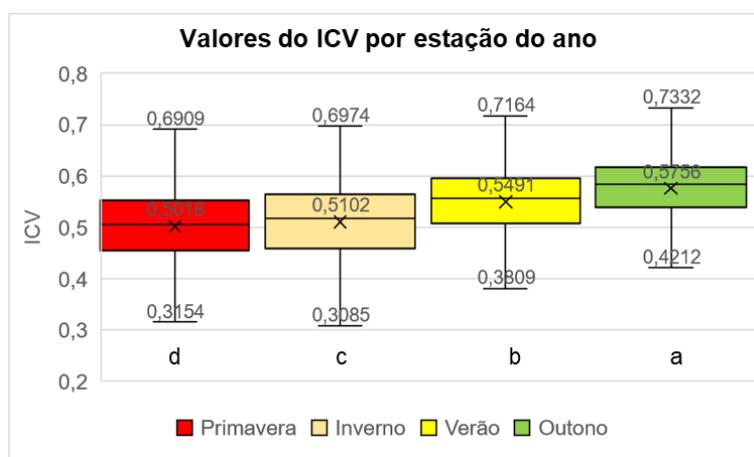


Figura 8. Comparação dos valores médios do ICV por estação do ano, no período de 2008 a 2017.

As quatro estações do ano apresentaram médias do ICV com diferenças significativas, observando-se os resultados mais baixos na Primavera e Inverno e mais elevados no Verão e Outono. Isso mostra que, mesmo com o início da estação chuvosa no ES, geralmente na Primavera (Brandão, Gonçalves, Jabor, 2018ac), a média do ICV aumenta somente nas duas estações subsequentes, indicando que

ocorre um atraso na resposta da vegetação à disponibilidade hídrica. Da mesma forma, a redução da precipitação no Outono (ECOPLAN-LUME, 2010), faz com que a resposta da vegetação à deficiência hídrica ocorra apenas no Inverno e Primavera, conforme indicam as médias mais baixas do ICV.

De acordo com Arato, Martins e Ferrari (2003), pode haver um atraso de aproximadamente dois meses para a resposta da vegetação ao estresse hídrico, quando isso ocorre combinado com altas temperaturas e níveis elevados de radiação solar pode acarretar efeitos à vegetação ainda piores.

Para verificar a variação do ICV de forma mais detalhada na área de estudo, a Figura 9 apresenta a comparação por macrorregião de planejamento do estado do ES, considerando-se o período de 2008 a 2017.

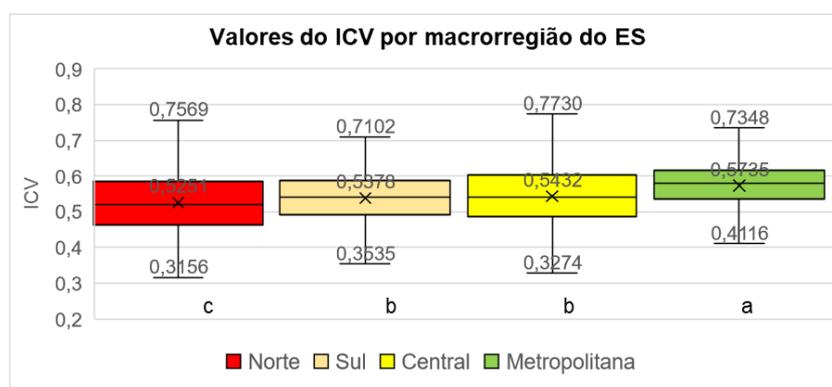


Figura 9. Comparação dos valores médios de ICV por macrorregião de planejamento do ES, no período de 2008 a 2017.

De acordo com o método de Scott-Knott, a separação das médias em grupos homogêneos permitiu observar a existência de três grupos distintos: c) a macrorregião Norte com o pior valor médio de ICV, caracterizada como a região que sofreu constantemente com ocorrências de seca; b) as macrorregiões Sul e Central apresentam valores de ICV intermediários, sem diferenças estatisticamente significativas; e a) a macrorregião Metropolitana com o maior valor médio, apresentando a melhor condição hídrica.

O resultado mais baixo do ICV para a macrorregião Norte já era esperado, pois segundo IJSN (2011), a falta de água é um dos principais problemas dessa macrorregião, a qual apresenta, frequentemente, precipitações abaixo da média

anual do estado e conseqüentemente, déficit no balanço hídrico (ECOPLAN-LUME, 2010; Brandão, Gonçalves, Jabor, 2018a; Brandão, Gonçalves, Jabor, 2018b), além de algumas áreas sujeitas à desertificação, principalmente as localizadas na sua parte central e noroeste (Brasil, 2005).

Na macrorregião Metropolitana verificam-se condições totalmente opostas, com precipitações anuais acima da média estadual, além de poucos eventos de estiagem e reduzida ocorrência de áreas com déficit hídrico (IEMA, 2015), justificando os valores de ICV mais elevados.

O único resultado discrepante é o da macrorregião Central, pois também é uma região que sofre com ocorrências de secas e tem vários municípios sujeitos à desertificação (Brasil, 2005). Porém, como foram considerados os dois períodos, seco e chuvoso, assim como todos os anos na análise, isso pode ter aumentado o ICV médio e provocado um resultado sem diferença estatística com a macrorregião Sul.

Para que se possa visualizar melhor as variações do ICV no estado do Espírito Santo e suas macrorregiões de planejamento, as Figuras 10 e 11 apresentam a sua espacialização em cinco classes de seca: extremamente seco, seco, condição normal, condição boa e condição ótima (Coleve, 2011), assim como as áreas impróprias (manchas urbanas e massas d'água) para as quatro estações do ano, no período de 2008 a 2012 e de 2013 a 2017, respectivamente.

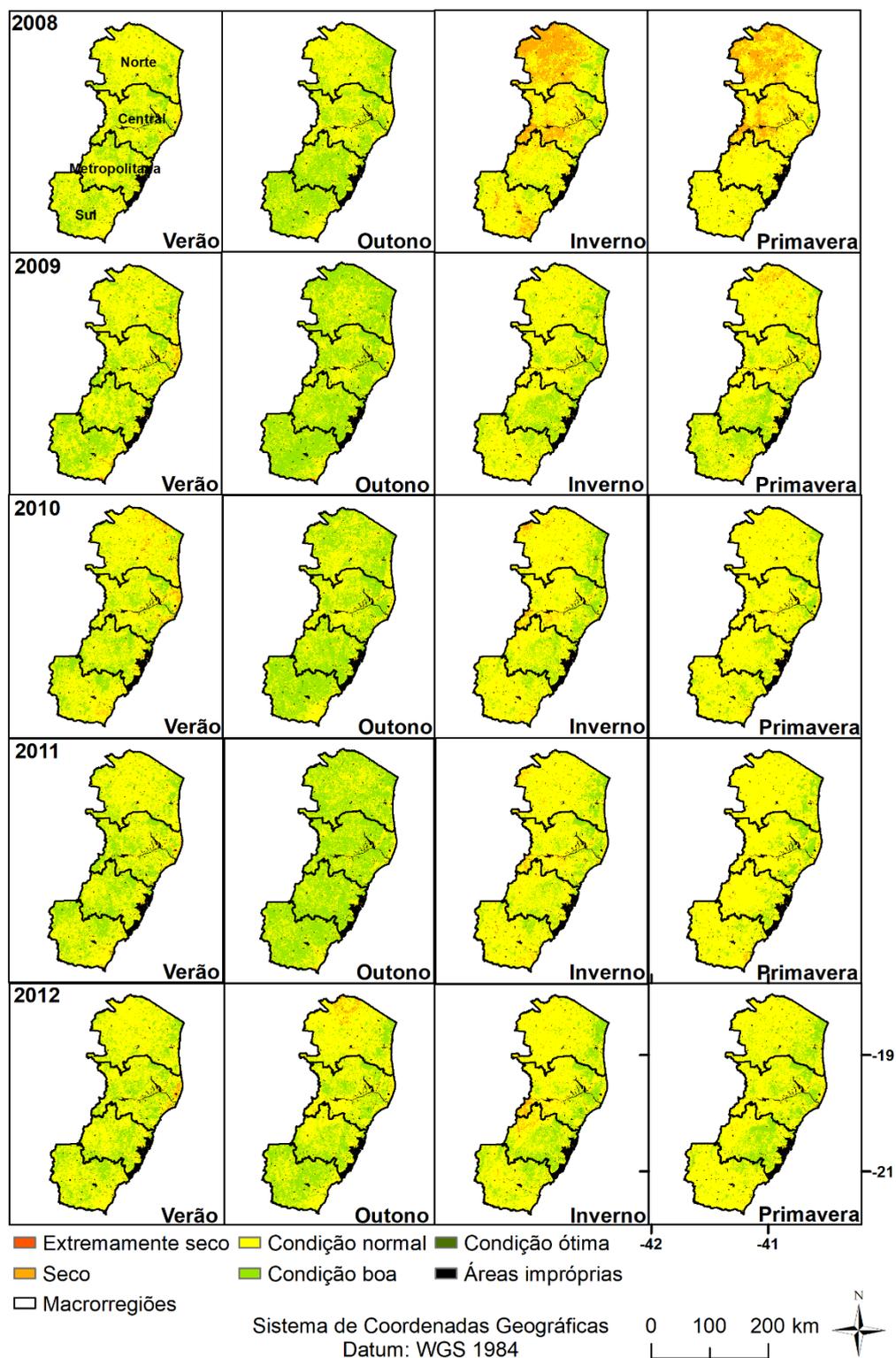


Figura 10. Espacialização do ICV em cinco classes de secas para o estado do ES, nas quatro estações do ano, de 2008 a 2012.

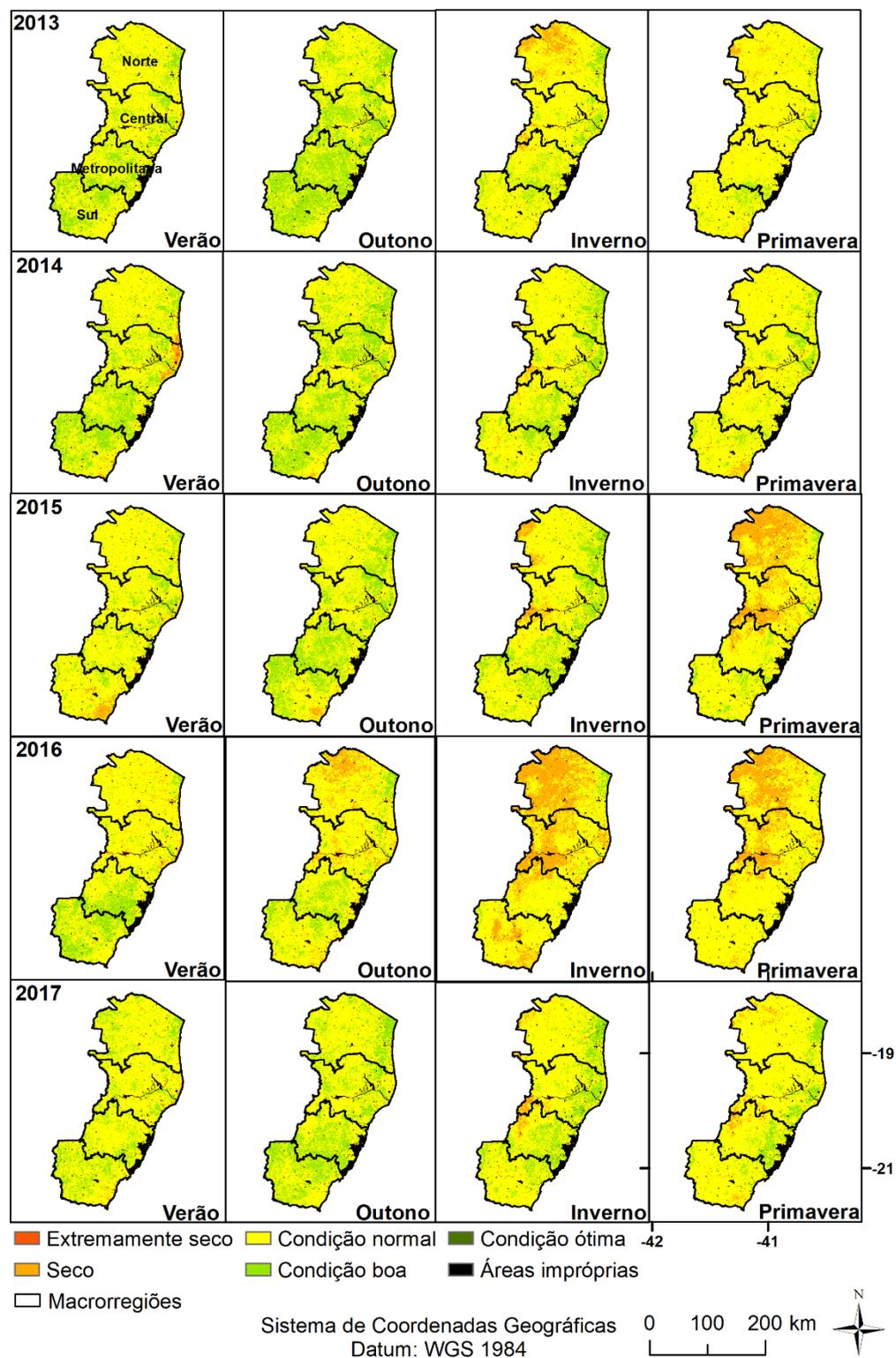


Figura 11. Espacialização do ICDV em cinco classes de secas para o estado do ES, nas quatro estações do ano, de 2013 a 2017.

De acordo com Du et al. (2013), o ICDV representa o percentual de variação do *EVI* em relação a sua máxima amplitude. Dessa forma, os menores valores do

ICV indicaram as áreas ou estações climáticas mais secas do estado, onde o crescimento da vegetação foi prejudicado. Por outro lado, o valor mais elevado do ICV indicou as áreas ou as estações do ano com as melhores condições climáticas, nas quais a vegetação apresentou um bom desenvolvimento.

Dessa forma, com uma análise visual das Figuras 10 e 11, pode-se notar que os anos de 2008, 2013, 2015 e 2016 foram os que apresentaram maiores extensões de ocorrências de secas, principalmente nas macrorregiões Central e Norte do estado e durante as estações do inverno e da primavera. Em contrapartida, o verão e o outono foram as estações do ano com as melhores condições do ICV, assim como as macrorregiões Metropolitana e Sul, indicando que a maior parte da vegetação dessas áreas apresentou um bom vigor vegetativo, sofrendo pouco estresse hídrico e térmico.

Para verificar se as macrorregiões, mencionadas no parágrafo anterior, realmente apresentaram os resultados indicados nas análises visuais, foi realizada uma análise estatística pelo método de Scott-Knott para um cenário supostamente ruim em relação a espacialização do ICV, ou seja, para os anos de 2008, 2013, 2015 e 2016, nas estações do Inverno e Primavera (Figura 12).

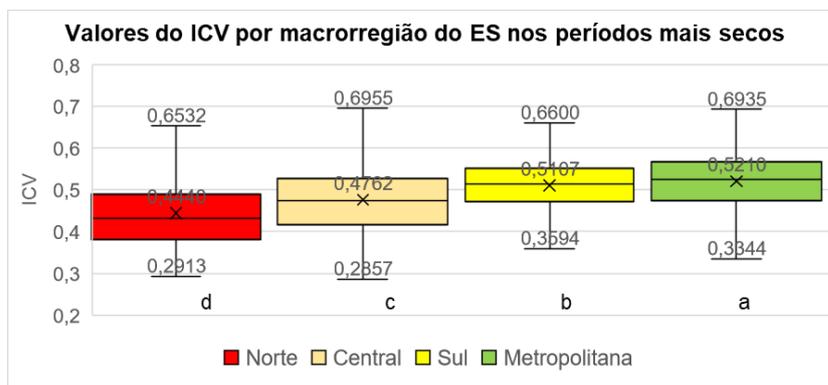


Figura 12. Comparação dos valores médios de ICV por macrorregião do ES, para os anos de 2008, 2013, 2015 e 2016, no Inverno e na Primavera.

Nota-se que nesse cenário, as quatro macrorregiões apresentaram médias com diferenças significativas, corroborando os resultados da análise visual, com o valor mais baixo do ICV obtido pela macrorregião Norte, seguida da Central e os melhores valores obtidos pelas macrorregiões Sul e Metropolitana.

Em um nível mais crítico de seca, a vegetação passa por um intenso estresse, resultando em valores mais baixos do ICV. Assim, em algumas análises subsequentes, procurou-se dar maior ênfase aos períodos em que ocorreram secas com maiores intensidades na área de estudo.

Outra forma para confirmar se a espacialização do ICV, com relação aos níveis de secas (Figuras 10 e 11), apresentou resultados de acordo com as realidades locais, foi verificada por meio da correspondência do ICV com as condições hídricas de algumas áreas do ES, no período de 2008 a 2017. Para isso, foi realizado o balanço hídrico sequencial de Thornthwaite e Mather (1955), utilizando-se 100 mm de capacidade de água disponível (Costa, 1994; Rolim, Sentelhas, Barbieri, 1998) para as EMA de Alegre e Alfredo Chaves, localizadas na macrorregião Sul do estado, e para Aimorés e Mantena, próximas às macrorregiões Central e Norte, respectivamente (Figuras 13 e 14).

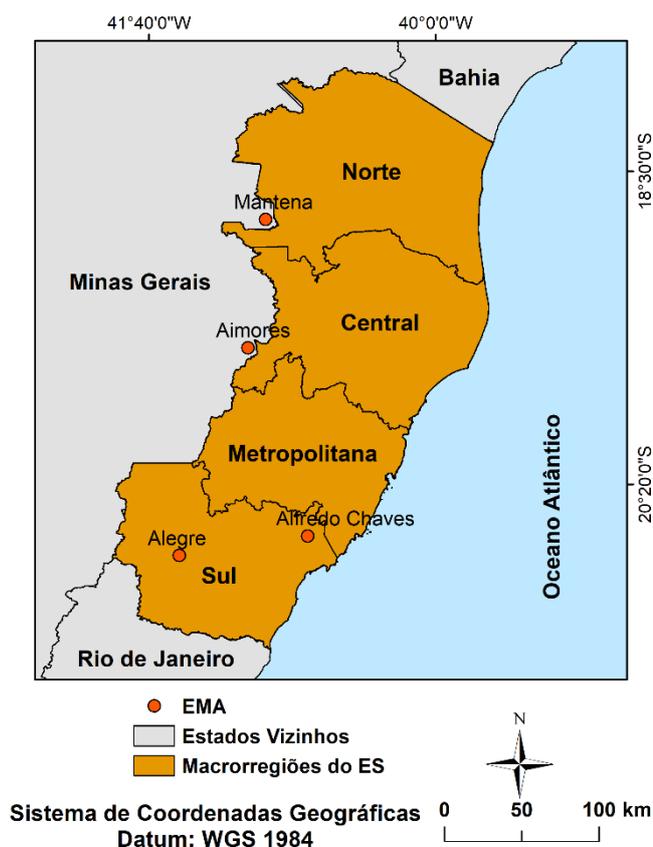


Figura 13. Localização das EMA onde foi realizado o balanço hídrico sequencial para as quatro estações do ano, no período de 2008 a 2017.

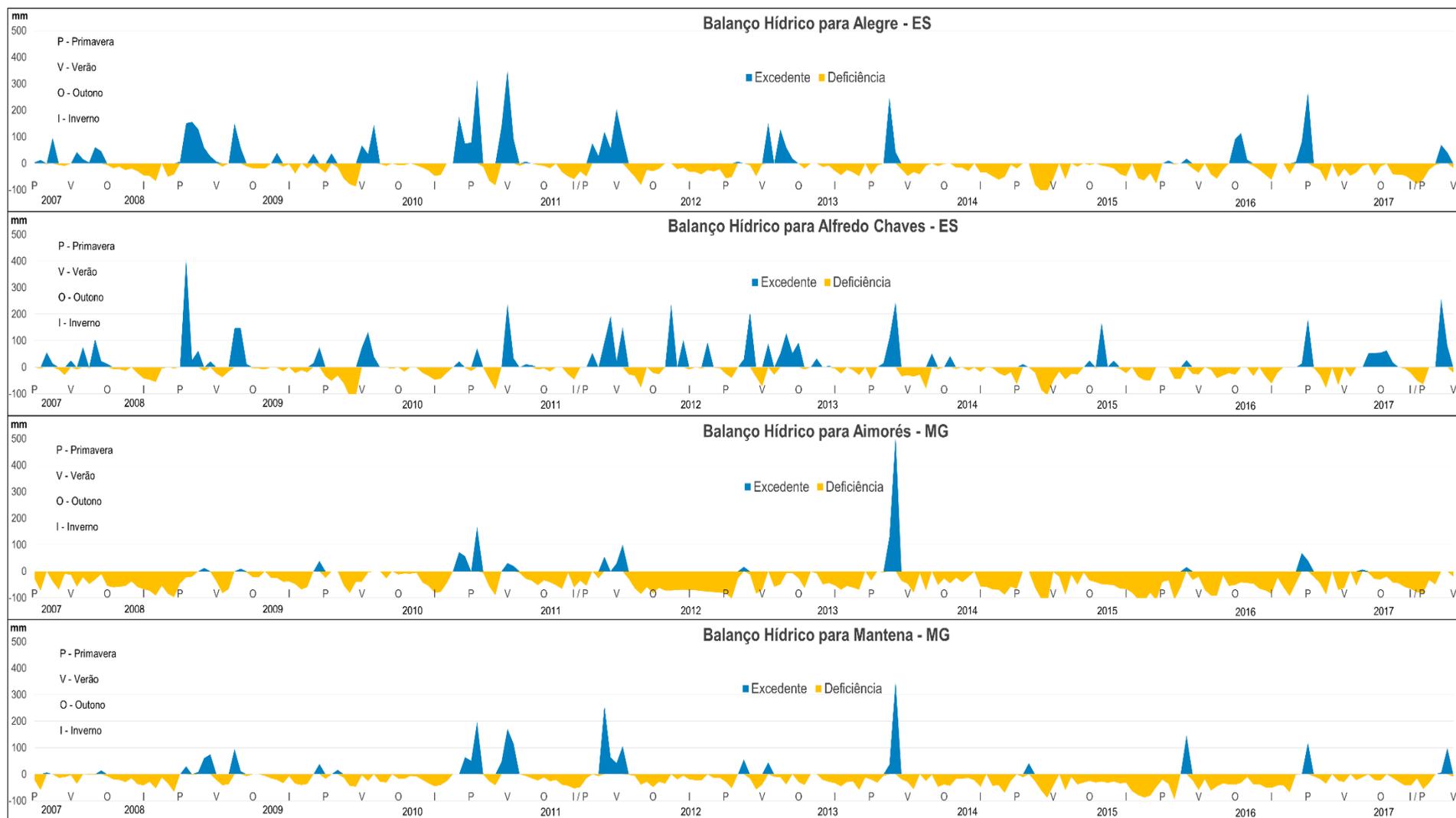


Figura 14. Balanço hídrico sequencial de 2008 a 2017, nas quatro estações do ano, para as EMA de Alegre e Alfredo Chaves, ES e Aimorés e Mantena, MG.

De modo geral, pode-se notar que as EMA de Alegre e Alfredo Chaves apresentaram melhores condições hídricas do que as outras duas, pois estão localizadas na macrorregião Sul do estado do ES, onde o ICV também mostrou bons resultados. No entanto, as EMA de Aimorés e Mantena apresentaram mais déficit do que excedente hídrico e encontram-se próximas às macrorregiões mais críticas, de acordo com os valores de ICV. Nota-se, assim, que o ICV apresentou correspondência espacial com as condições hídricas locais, configurando-se como um índice eficiente para as análises de ocorrências de secas.

No balanço hídrico sequencial, pôde-se constatar que os anos com os piores resultados na análise pelo método de agrupamento de *Scott-Knott*, 2008, 2013, 2015 e 2016, realmente foram anos com deficiências hídricas frequentes, principalmente no inverno e primavera, confirmando os valores mais críticos do ICV e as ocorrências de secas mais rigorosas nesses períodos.

A Figura 15 apresenta a classificação do ICV para o ES de 2008 a 2017, com os respectivos percentuais das classes de ocorrências de secas nas quatro estações do ano. Devido ao baixo percentual de ocorrência das classes extremamente seco e condição ótima, estas foram incorporadas às classes seco e condição boa, respectivamente.

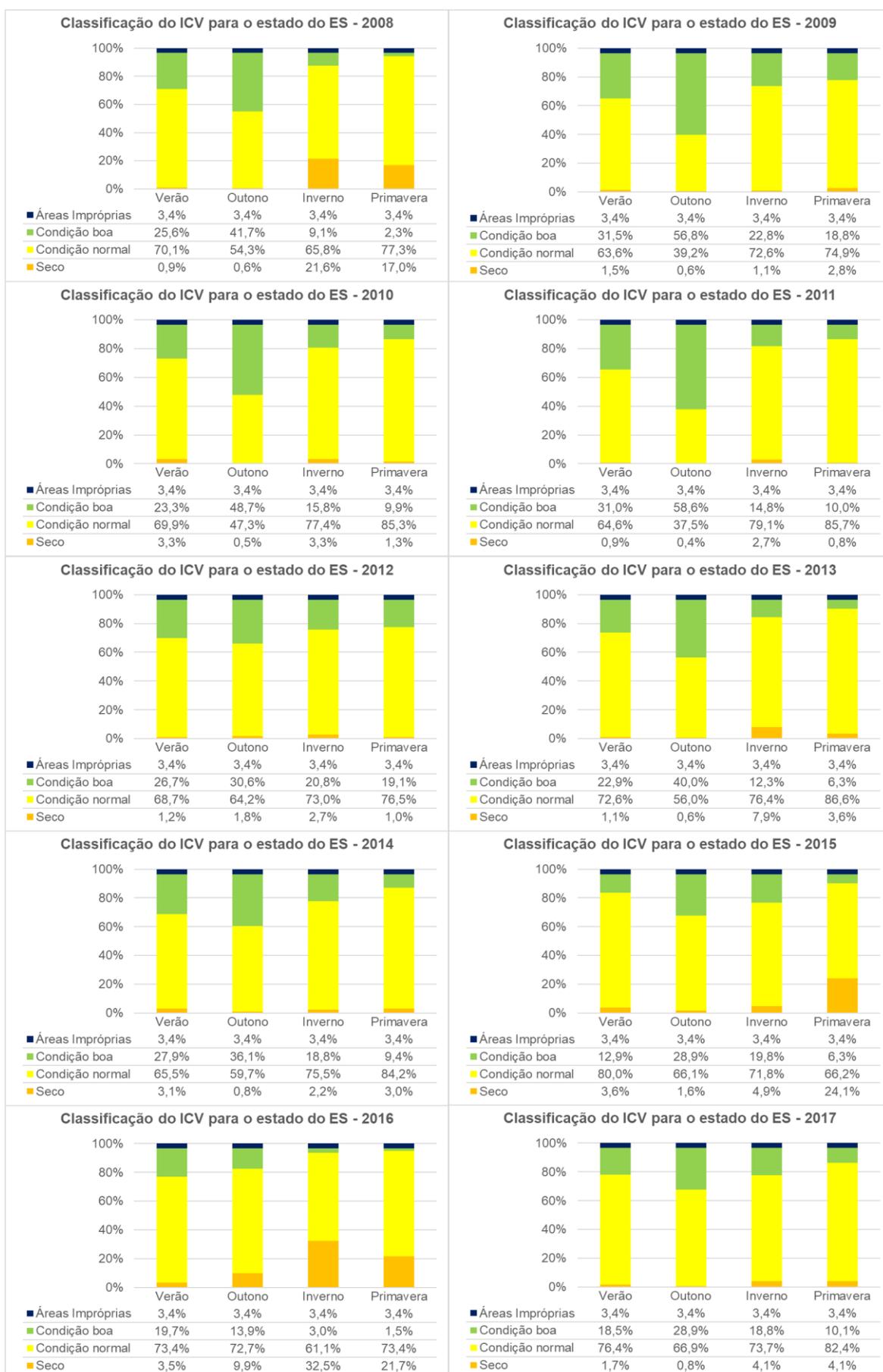


Figura 15. Classificação percentual das ocorrências de secas no ES para as quatro estações do ano, de 2008 a 2017.

Pode-se observar que no inverno e na primavera de 2008, 21,6% e 17%, respectivamente, das áreas do estado do ES, encontravam-se em condições de seca. No inverno de 2013, observou-se uma porcentagem menor, em torno de 8,0% das áreas. Em 2015, a estação da primavera apresentou 24,1% e em 2016, observou-se um dos piores cenários, em torno de 10% no outono, 32,5% no inverno e 21,7% na primavera, das áreas do estado classificadas como seca. Novamente, os resultados estão coerentes com os obtidos pela análise estatística.

Nos demais anos, de 2009 a 2012, 2014 e 2017, em todas as estações do ano, mais de 90% das áreas do estado apresentaram-se com condições normais e boas.

Vale ressaltar que na análise de ocorrências de seca, os destaques estão sendo feitos aos períodos com maiores percentuais. Porém, ao se considerar a área total do ES com cerca de 46 mil km², percebe-se que ao desprezar 1%, este representa uma área de aproximadamente 46 mil campos de futebol.

A Figura 16 apresenta a classificação do ICV para as quatro macrorregiões do ES nas estações do ano mais críticas em relação à seca, ou seja, inverno e primavera de 2008, inverno de 2013, inverno e primavera de 2015 e outono, inverno e primavera de 2016.



Figura 16. Classificação percentual das ocorrências de secas mais críticas para as quatro macrorregiões do ES.

Observando-se a Figura 16, pôde-se identificar as macrorregiões que apresentaram as ocorrências de secas mais e menos críticas. Em quase todos os períodos analisados, a macrorregião Norte foi a que exibiu maiores percentuais de áreas com seca, seguida pela Central. As macrorregiões Metropolitana e Sul tiveram os menores percentuais. Esses resultados estão de acordo com os grupos obtidos pelo método de Scott-Knott.

Nos anos de 2015 e 2016, as quatro macrorregiões do ES apresentaram seus maiores valores percentuais de áreas com seca, principalmente durante o inverno ou a primavera, destacando-se as macrorregiões Central e Norte com cerca de 37% e 53%, respectivamente, a Metropolitana com percentual em torno de 13% e a macrorregião Sul, com aproximadamente 16%. Como já mencionado, isto foi provocado pela influência dos fenômenos El Niños de forte intensidade que ocorreram nesses anos (INPE, 2016; NOAA, 2019). Outra comprovação importante de que esses fenômenos foram os maiores responsáveis por essa forte crise hídrica, é que em 2015 e 2016 foi evidenciada uma queda na produção em nove das onze principais culturas do estado do Espírito Santo (Espírito Santo, 2017).

INTER-RELAÇÕES ENTRE A TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DA TERRA E O ÍNDICE DE CONDIÇÃO DA VEGETAÇÃO

A Temperatura da Superfície da Terra (TST) está relacionada aos processos de balanço de energia, de evapotranspiração, de secas e de desertificação. Por isso, constitui-se em um importante indicador de degradação ambiental e mudanças climáticas, diretamente relacionada à temperatura do ar e conseqüentemente às condições locais (Oliveira et al., 2012).

Para verificar o comportamento da TST, em relação às suas variações no tempo e no espaço e aos seus efeitos sobre o ICV, foram realizadas algumas comparações. A Figura 17 apresenta a variação anual dos valores da TST para o ES, no período de 2008 a 2017, com a separação das médias anuais em grupos que apresentaram diferenças estatísticas.

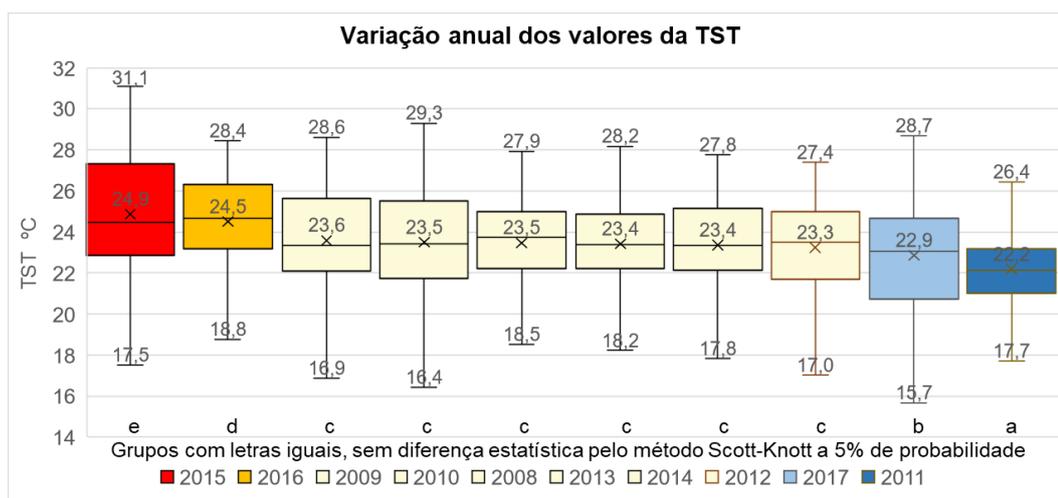


Figura 17. Valores médios anuais da TST para o ES de 2008 a 2017.

Pode-se observar que o método *Scott-Knott* separou as médias da TST em cinco grupos. O ano de 2015 apresentou a temperatura média mais elevada, seguido por 2016. Os anos de 2008, 2009, 2010, 2012, 2013 e 2014 tiveram temperaturas intermediárias, e os anos de 2017 e 2011 obtiveram as menores médias de TST. Com base nas médias de temperaturas significativamente mais elevadas nos anos de 2015 e 2016, pode-se comprovar que os El Niños fortes ocorridos nesses anos, realmente elevaram as temperaturas na região Sudeste do Brasil (INPE, 2016; NOAA, 2019).

Além da comparação anual dos valores da TST, realizou-se a análise dos valores médios por estação do ano (Figura 18).

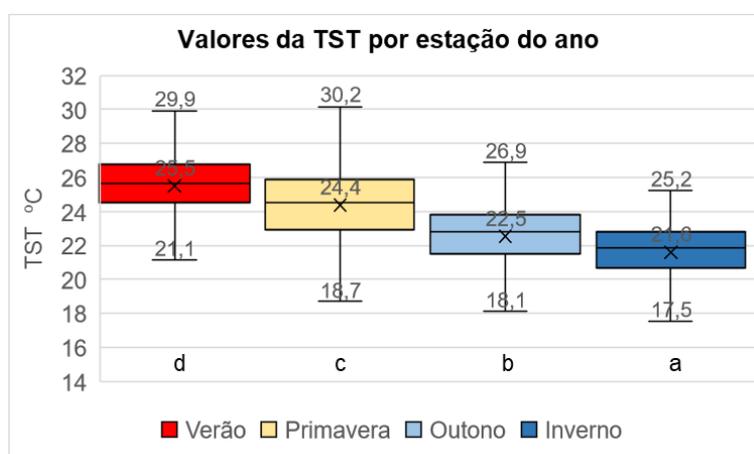


Figura 18. Comparação dos valores médios da TST por estação do ano, no período de 2008 a 2017.

As quatro estações do ano apresentaram médias da TST com diferenças significativas ($p < 0,05$), observando-se os resultados mais baixos no Outono e Inverno e mais elevados na Primavera e Verão.

Ao se realizar uma comparação da variação da TST com a dos valores do ICV para as quatro estações do ano (Figura 19), pode-se perceber que o comportamento da variação do ICV é exatamente o mesmo da TST, mas com uma estação do ano de atraso, ou seja, a variação dos valores médios do ICV no Outono, Inverno, Primavera e Verão, em sequência, é a mesma para a TST no Verão, Outono, Inverno e Primavera.

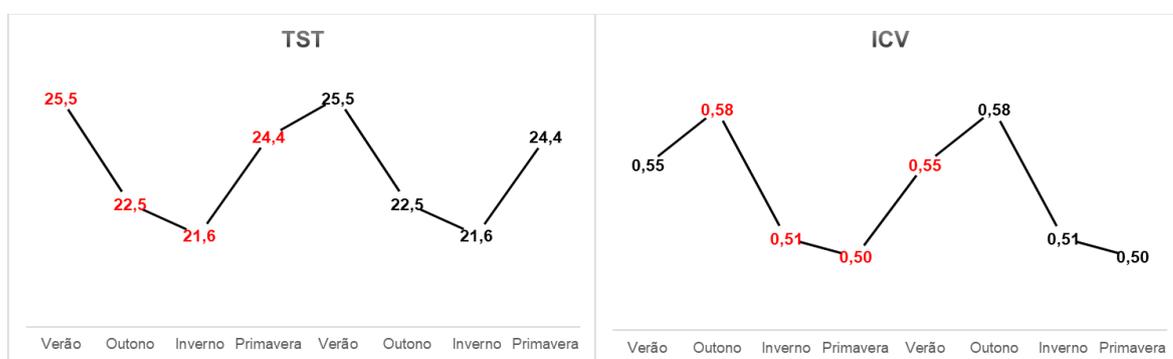


Figura 19. Comparação entre a variação da TST e do ICV para as estações do ano.

Nota-se que isso pode ser um indicativo para o atraso da resposta da vegetação em relação à TST, mas que deve ser observada concomitantemente com a variação das condições hídricas (déficit ou excedente) de cada estação, pois geralmente nas estações em que ocorrem os aumentos ou reduções de temperaturas são as mesmas para os aumentos ou reduções da precipitação.

De acordo com Li et al. (2018) e Tesfaye et al. (2019), quando ocorre a associação entre reduções dos padrões de precipitações e elevações de temperaturas, isto pode influenciar negativamente a disponibilidade de água e aumentar a ocorrência de secas.

Com o propósito de mostrar as relações existentes entre o ICV, as condições hídricas e a TST, foram calculadas as anomalias para os valores das imagens de temperatura de superfície, as quais indicam as áreas com temperaturas acima e abaixo da média, e realizado o confronto com as imagens das classes do ICV e

com as condições hídricas dos locais mais críticos. Uma vez que, de acordo com Chen e Sun (2015), as anomalias de temperatura apresentam um papel fundamental na ocorrência de secas.

As Figuras 20, 21, 22 e 23 apresentam a espacialização das secas e das anomalias de TST em todo o estado do Espírito Santo e o respectivo balanço hídrico em duas EMA localizadas nas áreas mais críticas, para o Inverno e a Primavera de 2008, o Inverno de 2013, o Inverno e a Primavera de 2015 e o Outono, o Inverno e a Primavera de 2016, que foram os períodos com maiores ocorrências de secas.

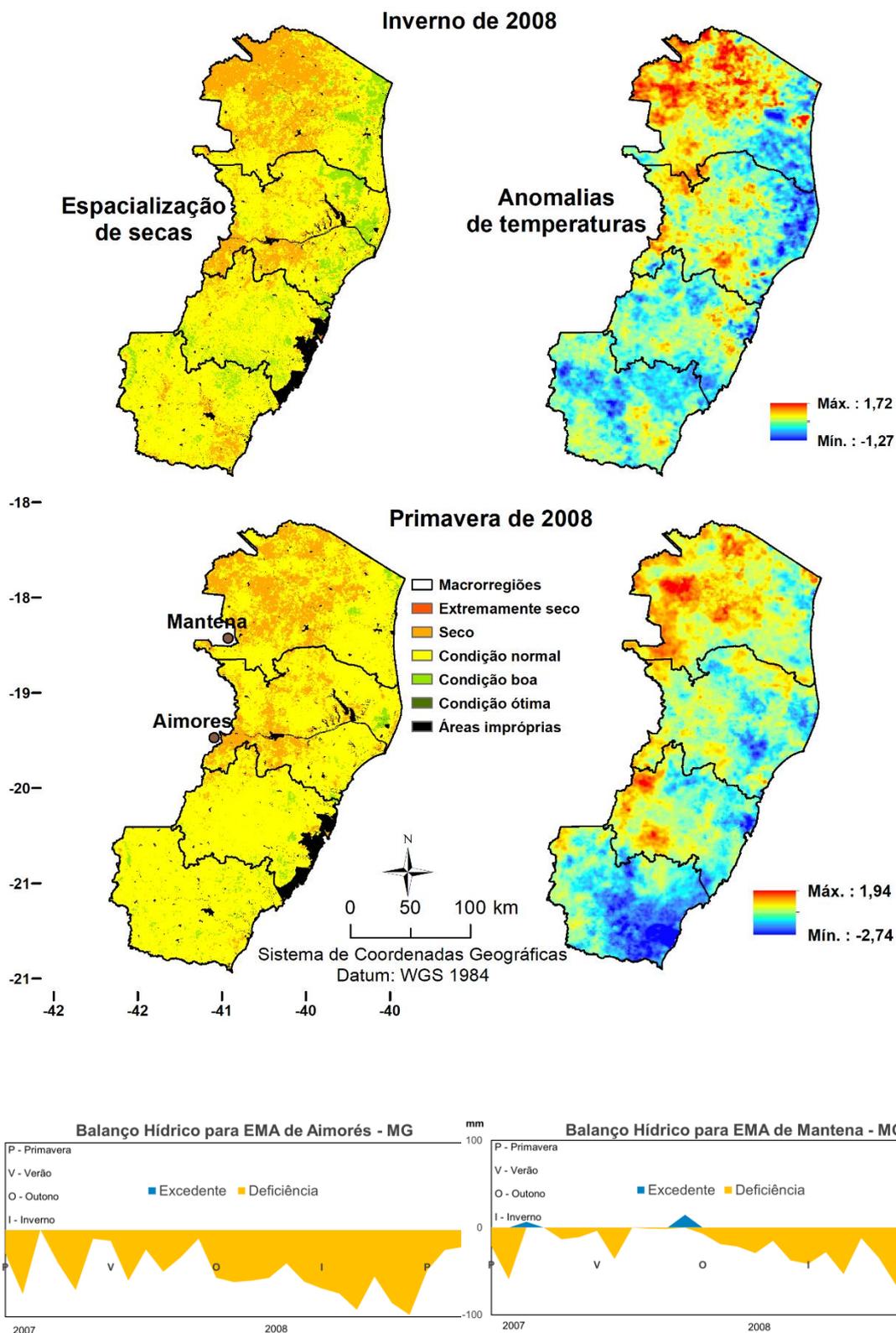


Figura 20. Espacialização das secas e das anomalias de TST no ES para Inverno e Primavera de 2008, com os respectivos balanços hídricos de duas EMA localizadas nas áreas mais críticas.

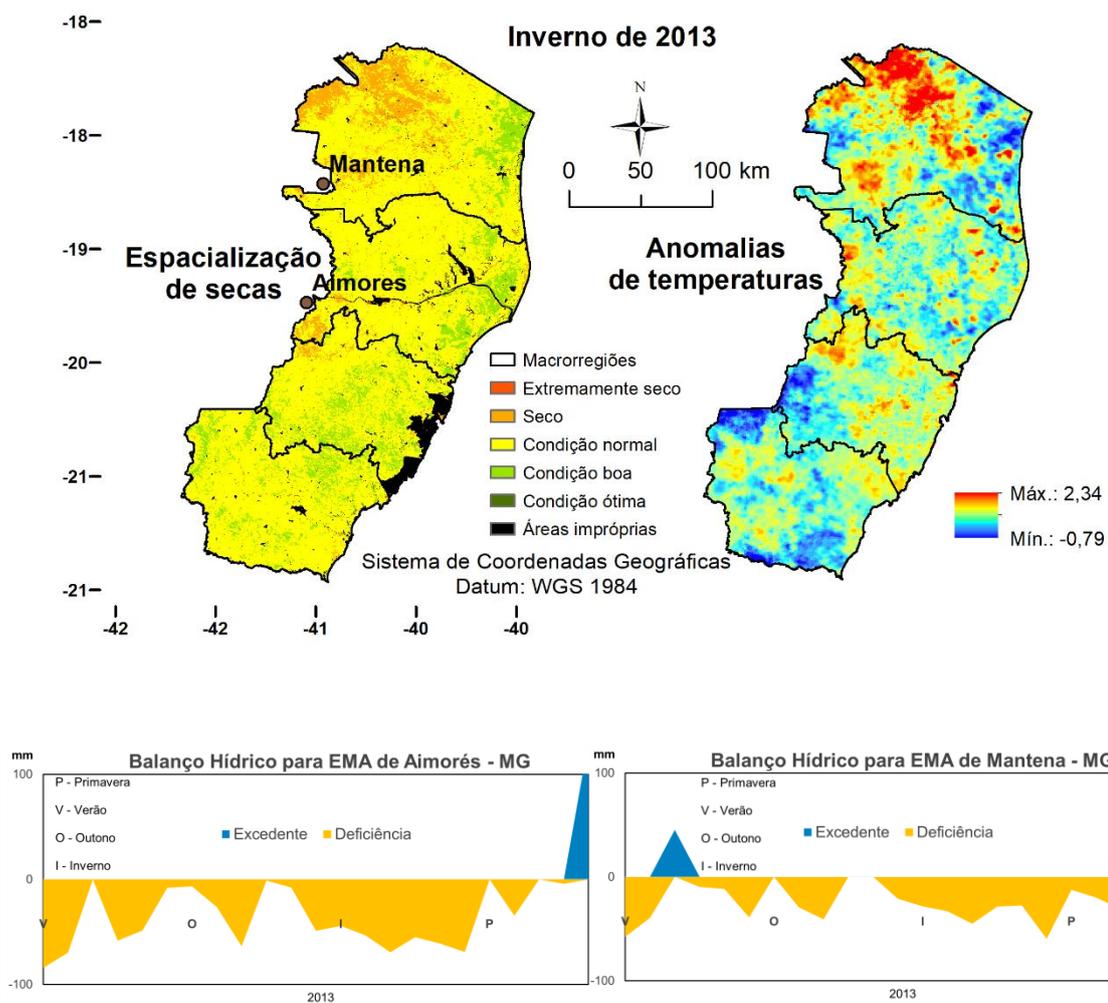


Figura 21. Espacialização das secas e das anomalias de TST no ES para Inverno de 2013, com os respectivos balanços hídricos de duas EMA localizadas nas áreas mais críticas.

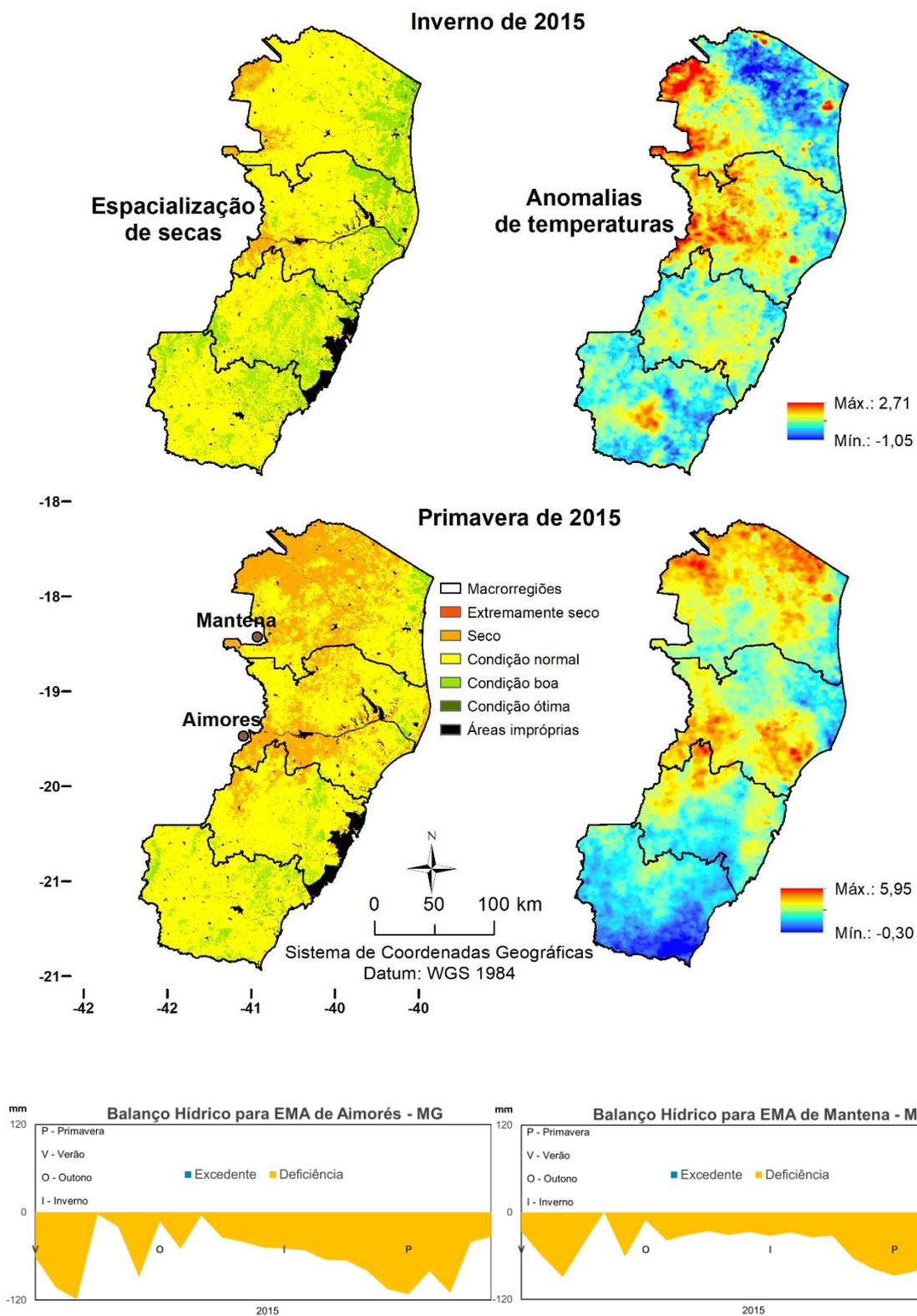


Figura 22. Espacialização das secas e das anomalias de TST no ES para Inverno e Primavera de 2015, com os respectivos balanços hídricos de duas EMA localizadas nas áreas mais críticas.

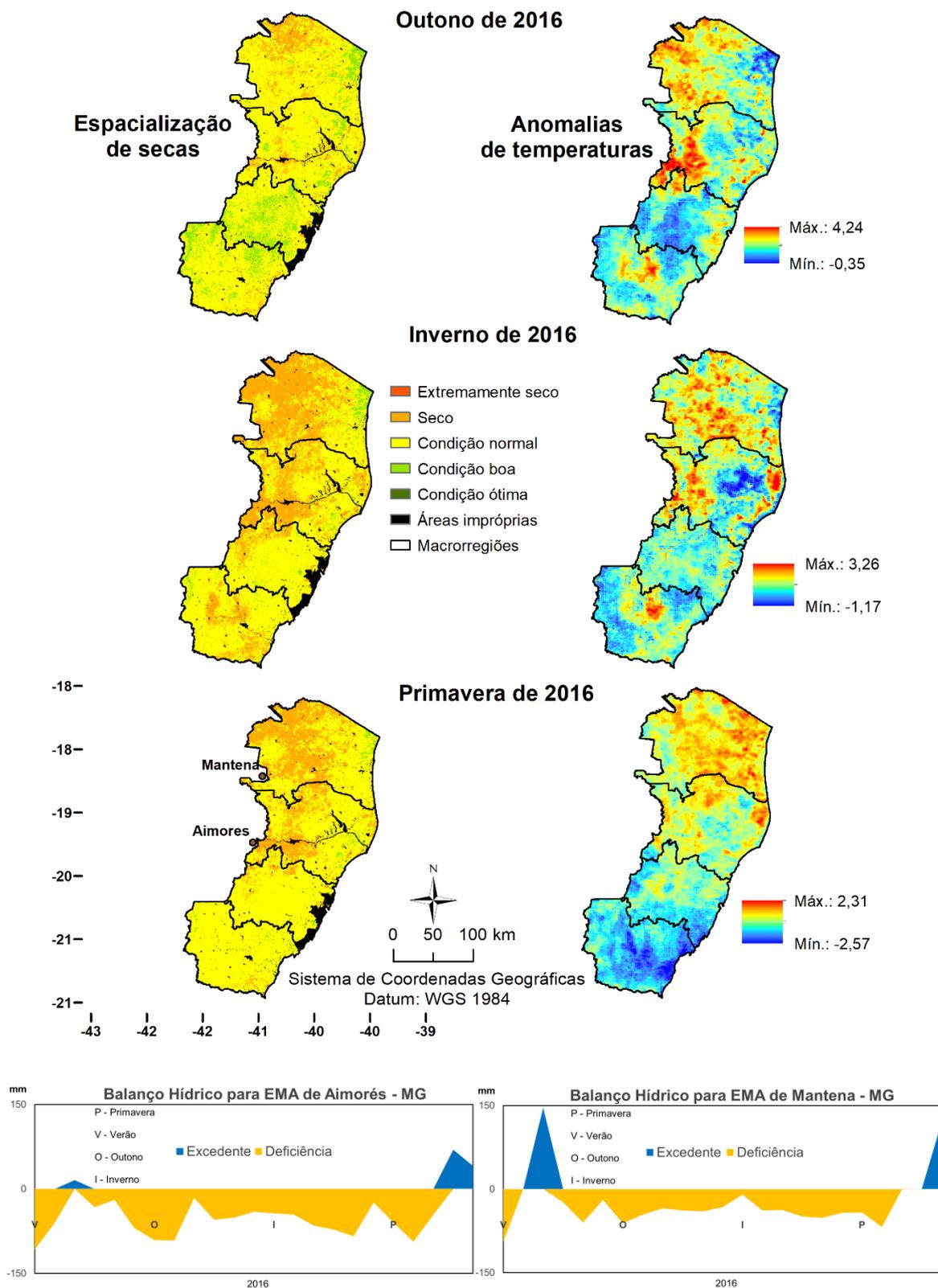


Figura 23. Espacialização das secas e das anomalias de TST no ES para Outono, Inverno e Primavera de 2016, com os respectivos balanços hídricos de duas EMA localizadas nas áreas mais críticas.

Antes de analisar os resultados, é importante destacar que o valor da TST durante o dia pode servir como indicativo do teor de umidade do solo, isto é, maiores valores da TST podem sinalizar uma menor umidade do solo, pois a água apresenta um elevado calor específico e, juntamente com a vegetação, regulam as trocas de calor entre o sistema solo-atmosfera. Assim, em ambientes secos e com vegetação parca, a troca de calor é mais acentuada do que em ambientes úmidos e com vegetação exuberante (Yue et al., 2007; Julien, Sobrino, 2009).

De acordo com os resultados, é possível observar que, de modo geral, ocorre correspondência da distribuição espacial entre as anomalias positivas de TST e as ocorrências de secas, ou seja, em áreas que apresentaram temperaturas do solo acima da média, ocorreram secas nos níveis mais críticos.

Essas altas temperaturas e baixas precipitações associadas com o déficit hídrico, entre outros fatores meteorológicos, contribuem para alterações morfológicas e fisiológicas importantes na vegetação, como: queda das folhas, redução da área foliar, da altura, do diâmetro e do vigor vegetativo, as quais são indicadores de ocorrências de secas nos níveis mais críticos (Lambers, Chapin, Pons, 2008; Shao et al., 2009). Todas essas alterações na vegetação também influenciam o ICV, reduzindo o seu valor e indicando as áreas mais críticas.

Em todos os períodos analisados, as macrorregiões Central e Norte foram as que mostraram maiores ocorrências de seca, bem como as anomalias positivas mais elevadas de TST. Os balanços hídricos realizados nas duas EMA, localizadas próximas dessas áreas mais críticas, confirmam que a vegetação foi intensamente afetada pelo estresse hídrico, refletindo na redução dos valores do ICV. Por outro lado, as macrorregiões Metropolitana e Sul foram as com menores valores de anomalias de TST e com poucas ocorrências de seca.

Conforme Li, Zhou e Chen (2015), a maioria dos estudos avalia as ocorrências de seca por meio das anomalias de precipitação. Porém, como pode ser notado nos resultados apresentados, as anomalias de TST apresentam uma forte associação com os eventos de seca e não devem ser desconsideradas nas análises.

Dessa forma, para uma análise mais abrangente dos dados, ao invés de utilizar balanços hídricos de EMA localizadas próximas das áreas mais críticas, poderia ter sido usado dados de imagens orbitais de precipitação e realizada a espacialização das anomalias de precipitação para todo o estado do ES,

analisando-se, posteriormente, os resultados com as imagens de ICV e TST. Assim como o proposto por Rhee, Im e Carbone (2010) que avaliaram as condições de seca em duas regiões dos Estados Unidos, a partir de combinações de dados de temperatura de superfície e índices de vegetação do sensor MODIS, com dados de precipitação do programa espacial *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM) e chegaram à conclusão que esses dados podem ser utilizados para monitoramento da seca em regiões úmidas e áridas.

Em uma última análise, foi realizada a comparação das médias da TST para as quatro macrorregiões do ES (Figura 24).

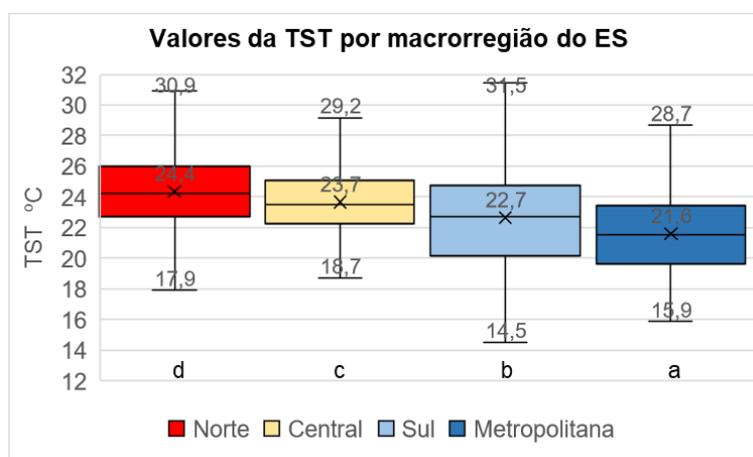


Figura 24. Comparação dos valores médios da TST por macrorregião de planejamento do ES, no período de 2008 a 2017.

Nessa análise estatística, verificou-se as macrorregiões Central e Norte com as maiores médias de TST e a Metropolitana e Sul, com as menores. Do mesmo modo, na comparação das médias do ICV por macrorregião, a Central e a Norte tiveram os piores valores e a Sul e a Metropolitana, os melhores. Esses resultados mostram a forte relação entre as anomalias positivas de TST e a distribuição espacial das ocorrências de secas para o ES, podendo ser usadas como indicadores de áreas mais susceptíveis à ocorrência desses eventos.

Por fim, após discutir os resultados, pode-se perceber o quão desafiador é o estudo sobre o fenômeno da seca, tanto em relação às suas distribuições espaçotemporais e diferenciações em termos de tipos, quanto nas estimativas de medições qualitativas e quantitativas de suas ocorrências, principalmente em

regiões mais extensas, como a do estado do ES, que apresentam condições ambientais muito diversas.

CONCLUSÕES

Com base na metodologia proposta e nos resultados gerados, pode-se concluir que:

1) a metodologia para o cálculo do Índice de Condição da Vegetação (ICV), utilizando o índice de vegetação *EVI*, constituiu-se em uma alternativa eficiente para a classificação e distribuição espaçotemporal das ocorrências de secas na área de estudo;

2) a espacialização do ICV proporcionou a identificação das regiões e períodos mais críticos em relação à seca, o que possibilita o direcionamento de ações de planejamento e gerenciamento de riscos;

3) o método de Scott-Knott permitiu objetividade na interpretação dos resultados de comparação entre as médias, devido à ausência de ambiguidade;

4) as macrorregiões Central e Norte do estado do Espírito Santo foram as mais afetadas pelas ocorrências de seca, principalmente no Inverno e Primavera;

5) as anomalias positivas de TST podem ser utilizadas como indicadores de áreas mais sujeitas à eventos de seca;

6) a metodologia proposta pode ser aplicada a outras regiões brasileiras, assim como em outros países.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AbdelRahman, M.A.E., Tahoun, S. (2019). GIS model-builder based on comprehensive geostatistical approach to assess soil quality. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* 13, 204–214. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.10.012>.

Agutu, N.O., Awange, J.L., Ndehedehe, C., Mwaniki, M. (2020). Consistency of

- agricultural drought characterization over Upper Greater Horn of Africa (1982–2013): Topographical, gauge density, and model forcing influence. *Sci. Total Environ.* 709, 135149. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135149>.
- Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., De Moraes Gonçalves, J.L., Sparovek, G. (2013). Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorol. Zeitschrift* 22, 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.
- ANA. (2017). *Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2017: relatório pleno*.
- Arato, H.D., Martins, S.V., Ferrari, S.H. de S. (2003). Produção e decomposição de serapilheira em um sistema agroflorestal implantado para recuperação de área degradada em Viçosa, MG. *Rev. Árvore* 27, 715–721. <https://doi.org/10.1590/s0100-67622003000500014>.
- Aulia, M.R., Liyantono, Setiawan, Y., Fatikhunnada, A. (2016). Drought Detection of West Java's Paddy Field Using MODIS EVI Satellite Images (Case Study: Rancaekek and Rancaekek Wetan). *Procedia Environ. Sci.* 33, 646–653. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2016.03.119>.
- Borges, L., Ferreira, D. (2003). Power and type I errors rate of Scott–Knott, Tukey and Newman–Keuls tests under normal and no-normal distributions of the residues. *Rev. Matemática e Estatística.* 21, 67-83.
- Brandão, F.D., Gonçalves, M., Jabor, P.M. (2018a). *Diagnóstico e o Prognóstico das Condições de Uso da Água na Bacia Hidrográfica do Rio Itapemirim como Subsídio Fundamental ao Enquadramento e Plano de Recursos Hídricos*.
- Brandão, F.D., Gonçalves, M.A., Jabor, P.M. (2018b). *Diagnóstico e o Prognóstico das Condições de Uso da Água na Bacia Hidrográfica do Rio Itaúnas como Subsídio Fundamental ao Enquadramento e Plano de Recursos Hídricos*.
- Brandão, F.D., Gonçalves, M.A., Jabor, P.M. (2018c). *Diagnóstico e o Prognóstico das Condições de Uso da Água na Bacia Hidrográfica do Rio São Mateus como Subsídio Fundamental ao Enquadramento e Plano de Recursos Hídricos*.
- Brasil. (2005). MMA. Secretaria de Recursos Hídricos. Coordenadoria Técnica de Combate à Desertificação. *Programa de Ação Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca – PAN Brasil*.
- CEPED. (2013). *Atlas brasileiro de desastres naturais: 1991 a 2012, 2. ed. rev. ed. volume Espírito Santo*. Ceped UFSC, Florianópolis.
- Chen, B., Xu, G., Coops, N.C., Ciais, P., Innes, J.L., Wang, G., Myneni, R.B., Wang, T., Krzyzanowski, J., Li, Q., Cao, L., Liu, Y. (2014). Changes in vegetation photosynthetic activity trends across the Asia-Pacific region over the last three decades. *Remote Sens. Environ.* 144, 28–41. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.018>.
- Chen, H., Sun, J. (2015). Changes in drought characteristics over china using the standardized precipitation evapotranspiration index. *J. Clim.* 28, 5430–5447. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00707.1>.

- Coleve, P.A. (2011). Aplicação de Índices das condições de vegetação no monitoramento em tempo quase real da seca em Moçambique usando NOAA_AVHRR-NDVI. *GEOUSP – Espaço e Tempo* n. 29 – Es, 85–95.
- Costa, M.H. (1994). *Balanço Hídrico Segundo Thornthwaite e Mather, 1955*, Universidade federal do espírito santo-ufes / dept. de geografia / climatologia. Viçosa.
- Dai, A. (2012). Erratum: Drought under global warming: A review. *Wiley Interdiscip. Rev. Clim. Chang.* 3, 617. <https://doi.org/10.1002/wcc.190>.
- Didan, K., Munoz, A.B., Solano, R., Huete, A. (2015). *MODIS Vegetation Index User's Guide* (Collection 6).
- Du, L., Tian, Q., Yu, T., Meng, Q., Jancso, T., Udvardy, P., Huang, Y. (2013). A comprehensive drought monitoring method integrating MODIS and TRMM data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 23, 245–253. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.09.010>.
- ECOPLAN-LUME. (2010). Plano integrado de recursos hídricos da bacia hidrográfica do rio Doce e planos de ações para as unidades de planejamento e gestão de recursos hídricos no âmbito da bacia do rio Doce. *CONSÓRCIO ECOPLAN-LUME*. Contrato N° 043/2008 - IGAM.
- Espírito Santo. (2017). *Panorama econômico do Espírito Santo: 3º trimestre de 2017* [www Document]. Vitória Inst. Jones dos Santos Neves. URL <http://www.ijsn.es.gov.br/artigos/4970-panorama-economico-do-espírito-santo-3-trimestre-de-2017> (accessed 2.4.20).
- ESRI. (2015). *ArcGIS Desktop: Release 10*: Redlands, CA: Environmental Systems Research Institute.
- Faria, S.M. (2011). O fenômeno seca e a produtividade agrícola do estado de Goiás. Universidade Federal de Goiás.
- Fisher, W.D. (1958). On Grouping for Maximum Homogeneity. *J. Am. Stat. Assoc.* 53, 789–798. <https://doi.org/10.1080/01621459.1958.10501479>.
- Gao, X., Huete, A.R., Ni, W., Miura, T. (2000). Optical-biophysical relationships of vegetation spectra without background contamination. *Remote Sens. Environ.* 74, 609–620.
- GEOBASES. (2015). *Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo* [www Document]. URL <https://geobases.es.gov.br/downloads> (accessed 3.12.19).
- Ginciene, B.R., Bitencourt, M.D. (2011). Utilização do EVI (Enhanced Vegetation Index) para maior sensibilidade na detecção de mudanças temporais em fragmentos de floresta estacional semidecidual, in: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*. Curitiba, PR.
- Gonçalves, N.B., Lopes, A.P., Dalagnol, R., Wu, J., Pinho, D.M., Nelson, B.W. (2020). Both near-surface and satellite remote sensing confirm drought legacy

- effect on tropical forest leaf phenology after 2015/2016 ENSO drought. *Remote Sens. Environ.* 237, 111489. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111489>.
- Hu, T., Renzullo, L.J., van Dijk, A.I.J.M., He, J., Tian, S., Xu, Z., Zhou, J., Liu, T., Liu, Q. (2020). Monitoring agricultural drought in Australia using MTSAT-2 land surface temperature retrievals. *Remote Sens. Environ.* 236, 111419. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111419>.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 83, 195–213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2).
- IEMA. (2015). *Elaboração de Projeto Executivo para Enquadramento dos Corpos de Água em Classes e Plano de Bacia para os Rios Santa Maria da Vitória e Jucu*. Relatório II, volume II.
- IJSN. (2011). Governo do Estado do Espírito Santo. *ATLAS histórico-geográfico do Espírito Santo*. SEDU/IJSN, Vitória, ES.
- INPE. (2016). *El Niño e La Niña - CPTEC/INPE* [WWW Document]. URL <http://enos.cptec.inpe.br/elnino/pt> (accessed 12.12.19).
- Julien, Y., Sobrino, J.A. (2009). The Yearly Land Cover Dynamics (YLCD) method: An analysis of global vegetation from NDVI and LST parameters. *Remote Sens. Environ.* 113, 329–334.
- Júnior, M., Sausen, T., Lacruz, M. (2011). Monitoramento de estiagem na região Sul do Brasil utilizando dados ENVI/MODIS no período de dezembro de 2000 a junho de 2009, *Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*, Curitiba, PR, Brasil. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, São José dos Campos, SP.
- Justice, C.O., Townshend, J.R.G., Vermote, E.F., Masuoka, E., Wolfe, R.E., Saleous, N., Roy, D.P., Morisette, J.T. (2002). An overview of MODIS land data processing and product status. *Remote Sens. Environment.* 83, 03–15.
- Kogan, F.N. (1995). Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Adv. Sp. Res.* 15, 91–100. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(95\)00079-T](https://doi.org/10.1016/0273-1177(95)00079-T).
- Lambers, H., Chapin, F.S., Pons, T.L. (2008). *Plant physiological ecology*. Springer, New York, EUA.
- Li, J., Chen, Y.D., Gan, T.Y., Lau, N.C. (2018). Elevated increases in human-perceived temperature under climate warming. *Nat. Clim. Chang.* 8, 43-47. <https://doi.org/10.1038/s41558-017-0036-2>.
- Li, X., Zhou, W., Chen, Y.D. (2015). Assessment of regional drought trend and risk over China: A drought climate division perspective. *J. Clim.* 28, 7025–7037. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00403.1>.
- Liu, L., Yang, X., Zhou, H., Liu, S., Zhou, L., Li, X., Yang, J., Han, X., Wu, J. (2018).

- Evaluating the utility of solar-induced chlorophyll fluorescence for drought monitoring by comparison with NDVI derived from wheat canopy. *Sci. Total Environ.* 625, 1208–1217. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.12.268>.
- Liu, Q., Zhang, S., Zhang, H., Bai, Y., Zhang, J. (2020). Monitoring drought using composite drought indices based on remote sensing. *Sci. Total Environ.* 711, 134585. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134585>.
- Marcuzzo, F.F.N., Goularte, E.R.P. (2012). Índices de anomalias de chuvas no estado do tocantins. *Geo-Ambiente*.
- Marengo, J.A. (2007). *Caracterização do clima no Século XX e Cenários Climáticos no Brasil e na América do Sul para o Século XXI derivados dos Modelos Globais de Clima do IPCC*.
- Moraes, R.A. (2012). *Monitoramento e estimativa da produção da cultura de cana-de-açúcar no estado de São Paulo por meio de dados espectrais e agrometeorológicos*. Unicamp, Campinas.
- Moraes, R.A., Rocha, J.V. (2011). Imagens de coeficiente de qualidade (Quality) e de confiabilidade (Reliability) para seleção de *pixels* em imagens de NDVI do sensor MODIS para monitoramento da cana-de-açúcar no estado de São Paulo, in: INPE (Ed.), *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*, 2011. Curitiba, PR, pp. 547–552.
- NOAA. (2019). *El Nino related global temperature e precipitation patterns*. [www document].url https://origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensocycle/elninosfc.shtml (accessed 12.18.19).
- Oliveira, L.M.M., Montenegro, S.M.G.L., Antonino, A.C.D., Silva, B.B., Machado, C.C.C., Galvêncio, J.D. (2012). Análise quantitativa de parâmetros biofísicos de bacia hidrográfica obtidos por sensoriamento remoto. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 47, 1209–1217. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2012000900005>.
- Pereira, A.R., Angelocci, L.R., Sentelhas, P.C. (2002). *Agrometeorologia: Fundamentos e Aplicações Práticas*. Agropecuária, Guaíba, RS.
- Quiring, S.M., Ganesh, S. (2010). Evaluating the utility of the Vegetation Condition Index (VCI) for monitoring meteorological drought in Texas. *Agric. For. Meteorol.* 150, 330–339. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.11.015>.
- R Development Core Team, R. (2019). *R: A language and environment for statistical computing*. [WWW Document]. URL <http://www.r-project.org> (accessed 3.12.19).
- Ramalho, M.A.P., Ferreira, D.F., Oliveira, A.C. (2000). *Experimentação em genética e melhoramento de plantas*. UFLA, Lavras.
- Rhee, J., Im, J., Carbone, G.J. (2010). Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 114, 2875–2887. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.07.005>.
- Riebsame, W.E., Changnon, S.A., Karl, T.R. (2019). Drought and natural resources management in the United States: Impacts and implications of the 1987-89

- drought, *Drought and Natural Resources Management in the United States: Impacts and Implications of the 1987-89 Drought*. Westview Press, Boulder, Colorado, EUA. <https://doi.org/10.4324/9780429045332>.
- Rolim, G., Sentelhas, P., Barbieri, V. (1998). Planilhas no ambiente EXCEL para os cálculos de balanços hídricos: normal, sequencial, de cultura e de produtividade real e potencial. *Rev. Bras. Agrometeorol.* 6, 133–137.
- Santos, R.B. dos, Menezes, J.A., Confalonieri, U., Madureira, A.P., Duval, I. de B., Garcia, P.P., Margonari, C. (2019). Construção e aplicação de um índice de vulnerabilidade humana à mudança do clima para o contexto brasileiro: a experiência do estado do Espírito Santo¹. *Saúde e Soc.* 28, 299–321. <https://doi.org/10.1590/s0104-12902019180431>.
- Scott, A.J., Knott, M. (1974). A Cluster Analysis Method for Grouping Means in the Analysis of Variance. *Biometrics* 30, 507. <https://doi.org/10.2307/2529204>.
- Shao, H., Chu, L., Jaleel, C.A., Manivannan, P., Penneerselvam, R., Shao, M.A. (2009). Understanding water deficit stress-induced changes in the basic metabolism of higher plants—biotechnologically and sustainably improving agriculture and the ecoenvironment in arid regions of the globe. *Crit. Rev. Biotechnol.* 29, 131–151.
- Shen, Z., Zhang, Q., Singh, V.P., Sun, P., Song, C., Yu, H. (2019). Agricultural drought monitoring across Inner Mongolia, China: Model development, spatiotemporal patterns and impacts. *J. Hydrol.* 571, 793–804. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.02.028>.
- Souza, F.A.O., Oliveira, M.M. (2019). Panorama dos danos humanos provocados por secas e cheias no Brasil e uma proposta de regionalização de investimentos na gestão de riscos. *Desenvolv. e Meio Ambient.* 51. <https://doi.org/10.5380/dma.v51i0.59793>.
- Tesfaye, S., Taye, G., Birhane, E., van der Zee, S.E. (2019). Observed and model simulated twenty-first century hydro-climatic change of Northern Ethiopia. *J. Hydrol. Reg. Stud.* 22, 100595. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2019.100595>.
- Thorntwaite, C.W.; Mather, J. (1955). *The Water Balance Centerton*, NJ, USA.
- Vivas, E.B. de F. (2011). *Avaliação e Gestão de Situações de Seca e Escassez: Aplicação ao caso do Guadiana*. Universidade do Porto.
- Walz, Y., Min, A., Dall, K., Duguru, M., Villagran de Leon, J.-C., Graw, V., Dubovyk, O., Sebesvari, Z., Jordaan, A., Post, J. (2020). Monitoring progress of the Sendai Framework using a geospatial model: The example of people affected by agricultural droughts in Eastern Cape, South Africa. *Prog. Disaster Sci.* 5, 100062. <https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2019.100062>.
- Wang, S., Huang, C., Zhang, L., Lin, Y., Cen, Y., Wu, T. (2016). Monitoring and assessing the 2012 drought in the great plains: Analyzing satellite-retrieved solar-induced chlorophyll fluorescence, drought indices, and gross primary production. *Remote Sens.* 8, 61. <https://doi.org/10.3390/rs8020061>.

- Wang, W., Wang, W.J., Li, J.S., Wu, H., Xu, C., Liu, T. (2010). The impact of sustained drought on vegetation ecosystem in southwest China based on remote sensing. *Procedia Environ. Sci.* 2, 1679–1691. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.10.179>.
- Watson, D.F., Philip, G.M. (1985). A Refinement of Inverse Distance Weighted Interpolation. *Geoprocessing* 2, 315–327.
- Wu, J., Zhou, L., Liu, M., Zhang, J., Leng, S., Diao, C. (2013). Establishing and assessing the Integrated Surface Drought Index (ISDI) for agricultural drought monitoring in mideastern China. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf* 23, 397–410.
- Yoshida, Y., Joiner, J., Tucker, C., Berry, J., Lee, J.E., Walker, G., Reichle, R., Koster, R., Lyapustin, A., Wang, Y. (2015). The 2010 Russian drought impact on satellite measurements of solar-induced chlorophyll fluorescence: Insights from modeling and comparisons with parameters derived from satellite reflectances. *Remote Sens. Environ.* 166, 163–177. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.06.008>.
- Yu, F., Price, K.P., Ellis, J., Shi, P. (2003). Response of seasonal vegetation development to climatic variations in eastern central Asia. *Remote Sens. Environ.* 87, 42–54. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00144-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00144-5).
- Yue, W., Xu, J., Tan, W., Xu, L. (2007). The relationship between land surface temperature and NDVI with remote sensing: application to Shanghai landsat and ETM+ data. *Int. J. Remote Sens.* 15, 3205–3226.
- Zhou, X., Wang, P., Tansey, K., Zhang, S., Li, H., Wang, L. (2020). Developing a fused vegetation temperature condition index for drought monitoring at field scales using Sentinel-2 and MODIS imagery. *Comput. Electron. Agric.* 168, 105144. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105144>.

4. RESUMO E CONCLUSÕES

Esta pesquisa atendeu aos principais objetivos, na medida em que a aplicação das metodologias propostas permitiu: a) analisar as inter-relações entre as variáveis meteorológicas, temperatura, umidade relativa do ar, radiação solar, precipitação, evapotranspiração de referência e deficiência hídrica, e os seus efeitos, diretos e indiretos, sobre os índices de vegetação, *NDVI* e *EVI*, para diferentes períodos de defasagem e em diferentes locais; e b) diagnosticar a distribuição espaçotemporal de secas agrícolas, no estado do Espírito Santo e em suas macrorregiões de planejamento, no período de 2008 a 2017, como também realizar um confronto desses resultados com a espacialização das anomalias da TST e condições hídricas localizadas.

Nas condições em que foi realizado esse trabalho e com base nos resultados obtidos, pode-se chegar às seguintes conclusões:

- O método da análise de trilha permitiu a avaliação dos efeitos diretos e indiretos das variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação, nos diferentes períodos de defasagem e áreas amostrais;
- O *NDVI* e o *EVI* apresentaram forte correlação linear entre si em áreas de pastagem, com o *EVI* apresentando resultados superiores ao do *NDVI*, tanto em relação ao valor absoluto e ao número de correlações significativas com as variáveis meteorológicas, quanto às respostas aos efeitos diretos e indiretos;

- Os modelos desenvolvidos no ArcGIS possibilitaram a automatização e organização das etapas do geoprocessamento das imagens dos índices de vegetação e das imagens de TST;
- O uso do *EVI* para o cálculo do *ICV*, constituiu-se em uma alternativa apropriada para a classificação das ocorrências de secas e permitiu identificar as regiões e períodos mais críticos para o estado do Espírito Santo, possibilitando indicações para o direcionamento de ações de planejamento e gerenciamento de riscos;
- As anomalias positivas de TST constituem-se como bons indicadores de áreas sujeitas às ocorrências de seca;
- A análise estatística dos dados do *ICV* e da TST, por meio da aplicação do método de Scott-Knott, permitiu objetividade e clareza na separação das médias em grupos homogêneos, em relação aos anos, estações do ano e macrorregiões de planejamento do ES;
- As metodologias utilizadas nos dois artigos podem ser adaptadas e utilizadas em outras áreas do Brasil e de outros países.

5. RECOMENDAÇÕES

Para que esta pesquisa possa gerar novos estudos, explorando outros aspectos sobre o tema, são apresentadas algumas sugestões.

- Utilizar a análise de trilha para a avaliação dos efeitos diretos e indiretos das variáveis meteorológicas sobre os índices de vegetação, com maior ênfase na cultura ou para diferentes tipos de culturas, bem como para seus estádios de desenvolvimento e fisiologia;
- Verificar as possibilidades de uso do Índice de Condição da Vegetação (ICV), composto por meio do *NDVI* ou *EVI*, para a classificação e indicação de áreas críticas com a finalidade de gerenciamento e controle de riscos de seca em escalas regionais, estaduais e municipais;
- Confrontar o ICV com o zoneamento agroclimatológico para a cultura do café nas condições do estado do Espírito Santo;
- Analisar o ICV em áreas com as principais culturas do ES, em diferentes épocas do ano, e comparar com os dados de imagens orbitais de precipitação e temperatura de superfície; e
- Adaptar e implementar os modelos desenvolvidos no ArcGIS em outros aplicativos, como no QGIS, para o geoprocessamento de diferentes tipos imagens de satélites, assim como avaliar a otimização do tempo gasto nos processamentos realizados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AghaKouchak, A., Farahmand, A., Melton, F.S., Teixeira, J., Anderson, M.C., Wardlow, B.D., Hain, C.R. (2015). Remote sensing of drought: Progress, challenges and opportunities. *Rev. Geophys.* 53, 452–480. <https://doi.org/10.1002/2014RG000456>.
- Albuquerque, T.M.A., Mendes, C.A.B. (2009). Avaliação do processo de gestão de seca: estudo de caso no Rio Grande do Sul. *Rega Rev. Gestão Água da América Lat.* 6, 17–29.
- Allen, C.D., Macalady, A.K., Chenchouni, H., Bachelet, D., Mcdowell, N., Vennetier, M., Kitzberger, T., Rigling, A., Breshears, D.D., Hogg, E.H., Gonzalez, P., Fensham, R., Zhang, Z., Castro, J., Demidova, N., Lim, J.H., Allard, G., Running, S. W. Semerci, A., Cobb, N. (2010). A global overview of drought and heat-induced tree mortality reveals emerging climate change risks for forests. *For. Ecol. Manage.* 259, 660–684.
- Almeida, S.R., Cunha, R.N.V. da, Lopes, R., Barcelos, E., Rocha, R.N.C. da, Lima, W.A.A. de. (2018). Correlation and Path analysis for yield components in Dura oil palm germplasm. *Ind. Crops Prod.* 112, 724–733. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2017.12.054>.
- Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., De Moraes Gonçalves, J.L., Sparovek, G. (2013). Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorol. Zeitschrift* 22, 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.
- Alves, T. L. B.; Azevedo, P. V. (2013). *Estudos de bacias hidrográficas como suporte a gestão dos recursos naturais*. Eng. Ambient. - Espírito St. do Pinhal 10, 166–184.
- ANA. (2017). *Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2017: relatório pleno*.
- Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., Huete, A.R. (1995). A review of vegetation indexes. *Remote Sens. Rev.* 13, 95–120.

- Barbosa, H.A., Lakshmi Kumar, T. V., Paredes, F., Elliott, S., Ayuga, J.G. (2019). Assessment of Caatinga response to drought using Meteosat-SEVIRI Normalized Difference Vegetation Index (2008–2016). *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 148, 235–252. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.12.014>.
- Batista Júnior, W. (2012). *Identificação e avaliação dos fatores de ocorrência de secas na bacia do rio guandu - Espírito Santo*. Universidade Federal de Viçosa, UFV.
- Brandão, F.D., Gonçalves, M., Jabor, P.M. (2018a). *Diagnóstico e o Prognóstico das Condições de Uso da Água na Bacia Hidrográfica do Rio Itapemirim como Subsídio Fundamental ao Enquadramento e Plano de Recursos Hídricos*.
- Brandão, F.D., Gonçalves, M., Jabor, P.M. (2018b). *Diagnóstico e o Prognóstico das Condições de Uso da Água na Bacia Hidrográfica do Rio Itabapoana como Subsídio Fundamental ao Enquadramento e Plano de Recursos Hídricos*.
- Brandão, F.D., Gonçalves, M.A., Jabor, P.M. (2018c). *Diagnóstico e o Prognóstico das Condições de Uso da Água na Bacia Hidrográfica do Rio Itaúnas como Subsídio Fundamental ao Enquadramento e Plano de Recursos Hídricos*.
- Brandão, F.D., Gonçalves, M.A., Jabor, P.M. (2018d). *Diagnóstico e o Prognóstico das Condições de Uso da Água na Bacia Hidrográfica do Rio São Mateus como Subsídio Fundamental ao Enquadramento e Plano de Recursos Hídricos*.
- Brasil. (1997). Lei n. 9433, de 8 de janeiro de 1997. Institui a Política Nacional de Recursos Hídricos, cria o Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos, regulamenta o inciso XIX do art. 21 da Constituição Federal, e altera o art. 1º da Lei n. 8.001.
- Brasil. (2005). MMA. Secretaria de Recursos Hídricos. Coordenadoria Técnica de Combate à Desertificação. *Programa de Ação Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca – PAN Brasil*.
- Brasil. (2013). *Atlas Brasileiro de Desastres Naturais 1991 a 2012*, Volume Bra. ed. Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres (UFSC/CEPED), Florianópolis, SC.
- Camara, G., Davis, C., Monteiro, A.M. V. (2001). *Introdução a ciência da geoinformação*. DPI/Inpe, São José dos Campos, SP.
- Carvalho, C.G.P., Oliveira, V.R., Cruz, C.D., Casali, V.W.D. (1999). Análise de trilha sob multicolinearidade em pimentão. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 34, 603–613. <https://doi.org/10.1590/s0100-204x1999000400011>.
- CEPED. (2013). *Atlas brasileiro de desastres naturais: 1991 a 2012*, 2. ed. rev. ed. volume Espírito Santo. Ceped UFSC, Florianópolis.
- Chen, Z., Jiang, W.G., Tang, Z.H., Jia, K. (2016). Spatial-Temporal pattern of vegetation index change and the relationship to land surface temperature in zoige. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.* 41, 849–852. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B3-849-2016>.

- Chuai, X.W., Huang, X.J., Wang, W.J., Bao, G. (2013). NDVI, temperature and precipitation changes and their relationships with different vegetation types during 1998-2007 in Inner Mongolia, China. *Int. J. Climatol.* 33, 1696–1706. <https://doi.org/10.1002/joc.3543>.
- Cruz, C. D.; Carneiro, P. C. S.; Regazzi, A.J. (2014). *Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético*. 3. ed. rev. ed. Viçosa, MG.
- Dhorde, A.G., Patel, N.R. (2016). Spatio-temporal variation in terminal drought over western India using dryness index derived from long-term MODIS data. *Ecol. Inform.* 32, 28–38. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.12.007>.
- Didan, K., Munoz, A.B., Solano, R., Huete, A. (2015). *MODIS Vegetation Index User's Guide* (Collection 6).
- Du, L., Tian, Q., Yu, T., Meng, Q., Jancso, T., Udvardy, P., Huang, Y. (2013). A comprehensive drought monitoring method integrating MODIS and TRMM data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 23, 245–253. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.09.010>.
- Dutta, D., Kundu, A., Patel, N.R., Saha, S.K., Siddiqui, A.R. (2015). Assessment of agricultural drought in Rajasthan (India) using remote sensing derived Vegetation Condition Index (VCI) and Standardized Precipitation Index (SPI). *Egypt. J. Remote Sens. Sp. Sci.* <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.03.006>.
- ECOPLAN-LUME. (2010). *Plano integrado de recursos hídricos da bacia hidrográfica do rio Doce e planos de ações para as unidades de planejamento e gestão de recursos hídricos no âmbito da bacia do rio Doce*. CONSÓRCIO ECOPLAN-LUME. Contrato N° 043/2008 - IGAM.
- Espírito Santo. (2011). *Lei estadual nº 9.768*, de 26 de dezembro de 2011. Dispõe sobre a definição das Microrregiões e Macrorregiões de Planejamento no Estado do Espírito Santo. [www document]. Diário Of. [do] Estado do Espírito St. URL <http://www3.al.es.gov.br/Arquivo/Documents/legislacao/html/LO9768.html>.
- Espírito Santo. (2017). *Panorama econômico do Espírito Santo: 3º trimestre de 2017* [www document]. Vitória Inst. Jones dos Santos Neves. URL <http://www.ijsn.es.gov.br/artigos/4970-panorama-economico-do-espírito-santo-3-trimestre-de-2017> (accessed 2.4.20).
- Espírito Santo. (2019). *Geografia* [www Document]. URL <https://www.es.gov.br/geografia> (accessed 3.13.20).
- European Communities. (2007). *Addressing the Challenge of Water Scarcity and Droughts in the European Union*.
- FAO. (2002). *Expert Group Consultation on Farming System and Best Practices for Drought-prone Areas of Asia and the Pacific Region*. Hyderabad, India.
- Faria, S.M. (2011). *O fenômeno seca e a produtividade agrícola do estado de Goiás*. Universidade Federal de Goiás.
- Feng, R., Wu, J.W., Yu, W.Y., Ji, R.P., Hu, W., Zhang, Y.S. (2018). A Study on the

Changes in NDVI of Panjin Reed Wetland and an Analysis on Its Correlation with Meteorological Factors. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 392, 042038. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/392/4/042038>.

Fernandes, D.S., Heinemann, A.B., Paz, R.L. da, Amorim, A. de O., Cardoso, A.S. (2009). *Índices para a quantificação da seca*.

Feyen, L., DANKERS, R. (2009). Impact of global warming on streamflow drought in Europe. *J. Geophys. Res. Atmos.* 114, 78–92.

Florenzano, T.G. (2011). *Iniciação em Sensoriamento Remoto*. 3. ed. Oficina de Textos, São Paulo, SP.

Gao, X., Huete, A.R., Ni, W., Miura, T. (2000). Optical-biophysical relationships of vegetation spectra without background contamination. *Remote Sens. Environ.* 74, 609–620.

García-León, D., Contreras, S., Hunink, J. (2019). Comparison of meteorological and satellite-based drought indices as yield predictors of Spanish cereals. *Agric. Water Manag.* 213, 388–396. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.10.030>.

GEOBASES. (2015). *SISTEMA INTEGRADO DE BASES GEOESPACIAIS DO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO* [www Document]. url <https://geobases.es.gov.br/downloads> (accessed 3.12.19).

Gomes, T.C.A. (1996). *Análise de trilha no estudo de fatores físicos e químicos relacionados ao adensamento e, ou, à compactação em dois solos do norte de Minas Gerais*. Universidade Federal de Viçosa.

He, D., Yi, G., Zhang, T., Miao, J., Li, J., Bie, X. (2018). Temporal and spatial characteristics of EVI and its response to climatic factors in recent 16 years based on grey relational analysis in Inner Mongolia Autonomous Region, China. *Remote Sens.* 10, 961. <https://doi.org/10.3390/rs10060961>.

Heim, R.R. (2002). A Review of Twentieth-Century Drought Indices Used in the United States. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 83, 1149–1165. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(2002\)083<1149:AROTDI>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(2002)083<1149:AROTDI>2.3.CO;2).

Hou, G., Xu, C., Dong, K., Zhao, J., Liu, Z. (2016). Spatial-temporal difference of time lag for response of NDVI to climatic factors in Changbai Mountains. *Fresenius Environ. Bull.* 25, 3348–3362.

Hu, T., Renzullo, L.J., van Dijk, A.I.J.M., He, J., Tian, S., Xu, Z., Zhou, J., Liu, T., Liu, Q. (2020). Monitoring agricultural drought in Australia using MTSAT-2 land surface temperature retrievals. *Remote Sens. Environ.* 236, 111419. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111419>.

Hu, X., Ren, H., Tansey, K., Zheng, Y., Ghent, D., Liu, X., Yan, L. (2019). Agricultural drought monitoring using European Space Agency Sentinel 3A land surface temperature and normalized difference vegetation index imageries. *Agric. For. Meteorol.* 279. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.107707>.

Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G. (2002).

- Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 83, 195–213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2).
- Huete, A.R., Liu, H.Q., Batchily, K., Van Leeuwen, W. (1997). A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sens. Environ.* 59, 440–451. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00112-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00112-5).
- Hussein, S.O., Kovács, F., Tobak, Z. (2017). Spatiotemporal Assessment of Vegetation Indices and Land Cover for Erbil City and Its Surrounding Using Modis Imageries. *J. Environ. Geogr.* 10, 31–39. <https://doi.org/10.1515/jengeo-2017-0004>.
- IBGE. (2019). *Cidades e Estados: Espírito Santo* [www Document]. url <https://www.ibge.gov.br/pt/cidades-e-estados.html%0Ahttps://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados.html> (accessed 3.2.20).
- ICO. (2019). International Coffee Organization. Historical Data on the Global Coffee Trade [www Document]. url http://www.ico.org/new_historical.asp (accessed 2.15.20).
- IMA. (2015). *Elaboração de Projeto Executivo para Enquadramento dos Corpos de Água em Classes e Plano de Bacia para os Rios Santa Maria da Vitória e Jucu*. Relatório II, volume II.
- IJSN. (2011). *Atlas histórico-geográfico do Espírito Santo*. SEDU/IJSN, Vitória, ES.
- IJSN. (2020). *Serviços: Cadernos Setoriais 4*. Vitória, ES.
- INCAPER. (2016). Instituto Capixaba de Pesquisa, Assistência Técnica e Extensão. Incaper em revista 6-7. Vitória, ES.
- Justice, C.O., Townshend, J.R.G., Vermote, E.F., Masuoka, E., Wolfe, R.E., Saleous, N., Roy, D.P., Morisette, J.T. (2002). An overview of MODIS land data processing and product status. *Remote Sens. Environment* 83, 03–15.
- Keshavarz, M., Karami, E., Vanclay, F. (2013). The social experience of drought in rural Iran. *Land use policy* 30, 120-129. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2012.03.003>.
- Keyantash, J., Dracup, J.A. (2002). The quantification of drought: an evaluation of drought indices. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 83, 1167–1180.
- Kogan, F.N. (1995). Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Adv. Sp. Res.* 15, 91–100. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(95\)00079-T](https://doi.org/10.1016/0273-1177(95)00079-T).
- Le Comte, D. (1995). Weather highlights around the world. *Weatherwise* 48, 20–22.
- Leivas, J.F., Andrade, R.G., Victoria, D.C., Torresan, F.E., Bolfe, E.L. (2014). Monitoramento da seca 2011/2012 no nordeste brasileiro a partir do satélite SPOTVEGETATION e TRMM. *Reveng* 22, 211–221.

- Leng, G., Tang, Q., Rayburg, S. (2015). Climate change impacts on meteorological, agricultural and hydrological droughts in China. *Glob. Planet. Change.* 126, 23-34. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2015.01.003>.
- Lesk, C., Rowhani, P., Ramankutty, N. (2016). Influence of extreme weather disasters on global crop production. *Nature.* 529, 84–87. <https://doi.org/10.1038/nature16467>.
- LI, C.C. (1975). *Path analysis: a primer*. Boxwood, Pacific Grove.
- Lin, M.-L., Cao, Y., Juan, C.-H., Chen, C.-W., Hsueh, I.-C., Wang, Q.-B., Lee, Y.-T. (2008). Monitoring Drought Dynamics in the Ejin Oasis using Drought Indices from MODIS Data, in: *IGARSS 2008 - 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, Boston, Massachusetts, pp. IV-834-IV-837. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2008.4779852>.
- Liu, Q., Zhang, S., Zhang, H., Bai, Y., Zhang, J. (2020). Monitoring drought using composite drought indices based on remote sensing. *Sci. Total Environ.* 711, 134585. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134585>.
- Liu, W.T.H. (2015). *Aplicações de sensoriamento remoto*. UNIDERP, Campo Grande.
- Lúcio, A.D.C., Storck, L., Krause, W., Gonçalves, R.Q., Nied, A.H. (2013). Relações entre os caracteres de maracujazeiro-azedo. *Cienc. Rural* 43, 225–232. <https://doi.org/10.1590/S0103-84782013000200006>.
- Marengo, J.A. (2007). *Caracterização do clima no Século XX e Cenários Climáticos no Brasil e na América do Sul para o Século XXI derivados dos Modelos Globais de Clima do IPCC*.
- Marengo, J.A., Ambrizzi, T., Nobre, C., Alves, L.M. (2007). *Atlas de Cenários Climáticos Futuros para o Brasil (Versão 1.0) Projeções climáticas (precipitação e temperatura) para o Brasil durante a segunda metade do Século XXI usando modelos regionais, nos cenários de baixas emissões (otimista IPCC-B2) e de altas*.
- Marengo, J.A., Nobre, C.A., Seluchi, M.E., Cuartas, A., Alves, L.M., Mendiando, E.M., Obregon, G., Sampaio, G. (2015). *A seca e a crise hídrica de 2014-2015 em São Paulo*. USP.
- Mcdowell, N., Pockman, W.T., Allen, C.D., Breshears, D.D., Cobb, N., Kolb, T., Plaut, J., Sperry, J., West, A., Willian, D.G., Yepez, E.A. (2008). Mechanisms of plant survival and mortality during drought: why do some plants survive while others succumb to drought? *New Phytol.* 178, 719–739.
- Mishra, A.K., Singh, V.P. (2010). A review of drought concepts. *Journal of Hydrology* 391, 202–216.
- Montgomery, D.C., Peck, E.A., Vining, G.G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis.*, 5. ed. ed, The Statistician. J. Wiley, New York, EUA.
- Moreira, M.A. (2011). *Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de*

aplicação. 4. ed. UFV, Viçosa, MG.

- Muradyan, V., Tepanosyan, G., Asmaryan, S., Saghatelyan, A., Dell'Acqua, F. (2019). Relationships between NDVI and climatic factors in mountain ecosystems: A case study of Armenia. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* 14, 158–169. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.03.004>.
- Neter, John, Barnett, V., Wasserman, William, N. (2005). Applied Linear Statistical Models. *J. R. Stat. Soc. Ser. A* 138, 258. <https://doi.org/10.2307/2984653>.
- Novo, E.M.L. (1989). *Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações*. E. Blucher, São José dos Campos, SP.
- Oliveira, E.J., de Lima, D.S., Lucena, R.S., Motta, T.B.N., Dantas, J.L.L. (2010). Correlações genéticas e análise de trilha para número de frutos comerciais por planta em mamoeiro. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 45, 855–862. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2010000800011>.
- Onyia, V.N., Chukwudi, U.P., Ezea, A.C., Atugwu, A.I., Ene, C.O. (2020). Correlation and path coefficient analyses of yield and yield components of eggplant (*Solanum melongena*) in a coarse-textured Ultisol. *Inf. Process. Agric.* 7, 173–181. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2019.03.005>.
- Pan, X., Gao, Y., Wang, J. (2018). Response Differences of MODIS-NDVI and MODIS-EVI to Climate Factors. *J. Resour. Ecol.* 9, 673. <https://doi.org/10.5814/j.issn.1674-764x.2018.06.010>.
- Pires, V. (2003). *Frequência e Intensidade de Fenómenos meteorológicos extremos associados a precipitação*. Universidade de Lisboa.
- Ponzoni, F.J., Shimabukuro, Y.E., Kuplich, T.M. (2012). *Sensoriamento remoto da vegetação*. 2. ed. Oficina de textos, São Paulo.
- Quiring, S.M., Ganesh, S. (2010). Evaluating the utility of the Vegetation Condition Index (VCI) for monitoring meteorological drought in Texas. *Agric. For. Meteorol.* 150, 330–339. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.11.015>.
- Quiring, S.M., Papakryiakou, T.N. (2003). An evaluation of agricultural drought indices for the Canadian prairies. *Agric. For. Meteorol.* 118, 49–62. [https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(03\)00072-8](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(03)00072-8).
- Riebsame, W.E., Changnon, S.A., Karl, T.R. (2019). Drought and natural resources management in the United States: Impacts and implications of the 1987-89 drought, Drought and Natural Resources Management in the United States: Impacts and Implications of the 1987-89 Drought. *Westview Press*, Boulder, Colorado, EUA. <https://doi.org/10.4324/9780429045332>.
- Rouse, J.W., Hass, R.H., Deering, D.W., Schell, J.A. (1974). *Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation*. CollegeStation: Texas A&M University.
- Santos, R.B. dos, Menezes, J.A., Confalonieri, U., Madureira, A.P., Duval, I. de B., Garcia, P.P., Margonari, C. (2019). Construção e aplicação de um índice de

vulnerabilidade humana à mudança do clima para o contexto brasileiro: a experiência do estado do Espírito Santo¹. *Saúde e Soc.* 28, 299–321. <https://doi.org/10.1590/s0104-12902019180431>.

Sarawgi, A.K., Rastogi, N.K., Soni, D.K. (1997). Correlation and path analysis in rice accessions from Madhya Pradesh. *F. Crop. Res.* 52, 161–167. [https://doi.org/10.1016/S0378-4290\(96\)01061-1](https://doi.org/10.1016/S0378-4290(96)01061-1).

Silva, A.C., Pimenta, A.A.G., Silva Neto, F.B. (2010). *Histórico de Desastres do Estado do Espírito Santo 2000-2009* [www Document]. url <https://defesacivil.es.gov.br/Media/defesacivil/Publicacoes/Livro - Histórico de Desastres do Estado do Espírito Santo - 2000 a 2009.pdf> (accessed 2.4.20).

Souza, A., Albuquerque, B.F.C., Lopes, T.C.S.P.L. (2000). *Um estudo do índice de Bhalme e Mooley – IBM (Bhalme E Mooley, 1980); Índice de anomalia de chuva – IAC (Rooy, 1965) Para o Estado de Mato Grosso do Sul.*

Souza, F.A.O., Oliveira, M.M. (2019). Panorama dos danos humanos provocados por secas e cheias no Brasil e uma proposta de regionalização de investimentos na gestão de riscos. *Desenvolv. e Meio Ambient.* 51. <https://doi.org/10.5380/dma.v51i0.59793>.

Souza, T.V. de, Scalon, J.D. (2013). *Aspectos estatísticos da análise de trilha (path analysis) aplicada em experimentos agrícolas.* Ciências Exatas. Universidade Federal de Lavras.

Stahle, D.W., Cook, E.R., Diaz, J.V., Fye, F.K., Burnette, D.J., Griffin, R.D., Soto, R.A., Seager, R., Helm, R.R. (2009). Early 21st-century drought in Mexico. *Trans. Am. Geophys. Union.* 90, 89–90. <https://doi.org/10.1029/2009EO110001>.

Teixeira, C.F.A., Damé, R.C.F., Bacelar, L.C.S., Silva, G.M., Couto, R.S. (2013). Intensidade da seca utilizando índices de precipitação. *Ambient. Água* 8, 203–213.

Testa, S., Soudani, K., Boschetti, L., Borgogno Mondino, E. (2018). MODIS-derived EVI, NDVI and WDRVI time series to estimate phenological metrics in French deciduous forests. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 64, 132–144. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.08.006>.

Toebe, M., Cargnelutti Filho, A. (2013). Multicollinearity in path analysis of maize (*Zea mays* L.). *J. Cereal Sci.* 57, 453–462. <https://doi.org/10.1016/j.jcs.2013.01.014>.

Tomas-Burguera, M., Vicente-Serrano, S.M., Grimalt, M., Beguería, S. (2017). Accuracy of reference evapotranspiration (ET_o) estimates under data scarcity scenarios in the Iberian Peninsula. *Agric. Water Manag.* 182, 103–116. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.12.013>.

UNCCD. (2014). *Landbased adaptation and resilience: powered by nature* [www Document]. url <http://www.unccd.int/en/resources/publication/Pages/default.aspx> (accessed 2.8.19).

Vicente-Serrano, S.M. (2007). Evaluating the impact of drought using remote

- sensing in a Mediterranean, Semi-arid Region. *Nat. Hazards* 40, 173–208. <https://doi.org/10.1007/s11069-006-0009-7>.
- Walz, Y., Min, A., Dall, K., Duguru, M., Villagran de Leon, J.-C., Graw, V., Dubovyk, O., Sebesvari, Z., Jordaan, A., Post, J. (2020). Monitoring progress of the Sendai Framework using a geospatial model: The example of people affected by agricultural droughts in Eastern Cape, South Africa. *Prog. Disaster Sci.* 5, 100062. <https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2019.100062>.
- Wan, Z., Hook, S., Hulley, G. (2015). *MOD11A2 MODIS/ Terra Temperatura da Terra/ Emissividade 8 dias L3 Global 1 km SIN Grid V006* [Data set].
- Wang, G. (2005). Agricultural drought in a future climate: Results from 15 global climate models participating in the IPCC 4th assessment. *Clim. Dyn.* 25, 739–753. <https://doi.org/10.1007/s00382-005-0057-9>.
- Wardlow, B.D., Egbert, S.L. (2010). A comparison of MODIS 250-m EVI and NDVI data for crop mapping: A case study for southwest Kansas. *Int. J. Remote Sens.* 31, 805–830. <https://doi.org/10.1080/01431160902897858>.
- Wen, Z., Wu, S., Chen, J., Lü, M. (2017). NDVI indicated long-term interannual changes in vegetation activities and their responses to climatic and anthropogenic factors in the Three Gorges Reservoir Region, China. *Sci. Total Environ.* 574, 947–959. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.09.049>.
- Wilhite, D.A. (1993). *Drought assessment, management and planning: Theory and case studies*. Kluwer Acad. Publ., Boston, Mass.
- Wilhite, D.A., Glantz, M.H. (1985). Understanding: The drought phenomenon: The role of definitions. *Water Int.* 10, 111–120. <https://doi.org/10.1080/02508068508686328>.
- Wilhite, D.A., Svoboda, M.D., Hayes, M.J. (2007). Understanding the complex impacts of drought: A key to improving drought mitigation and preparedness. *Water Resour.* 21, 763–774.
- WMO (WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION). (1975). *Drought and agriculture*. WMO, Geneva, Switzerland.
- Wright, S. (1921). Correlation and causation. *J. Agric. Res.* 20, 557–585.
- Wright, S. (1923). The theory of path coefficients - a replay to Nilés' criticism. *Genetics.* 52, 239–255.
- Zanchi, F.B., Waterloo, M.J., Rocha, H.R., Aguiar, L.J.G., Randow, C. V, Kruijt, B., Cardoso, F.L., Manzi, A.O. (2009). Estimativa do índice de área foliar (IAF) e biomassa em pastagem no estado de Rondônia, Brasil. *Acta Amaz.* 39, 335–348.
- Zhang, A., Jia, G. (2013). Monitoring meteorological drought in semiarid regions using multi-sensor microwave remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 134, 12–23. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.02.023>.
- Zhang, Q. (2003). Drought and its impacts, in: China Climate Impact Assessment.

China Meteorological Press, Beijing, pp. 12–18.

- Zhang, R., Chen, Z.Y., Xu, L.J., Ou, C.Q. (2019). Meteorological drought forecasting based on a statistical model with machine learning techniques in Shaanxi province, China. *Sci. Total Environ.* 665, 338–346. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.01.431>.
- Zhang, Y., Wang, X., Li, C., Cai, Y., Yang, Z., Yi, Y. (2018). NDVI dynamics under changing meteorological factors in a shallow lake in future metropolitan, semiarid area in North China. *Sci. Rep.* 8, 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-33968-w>.