

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

JHON LENNON BEZERRA DA SILVA

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL DOS RECURSOS HÍDRICOS E DA
COBERTURA VEGETAL DA REGIÃO NORDESTE DO BRASIL**

RECIFE – PE
2021

JHON LENNON BEZERRA DA SILVA

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL DOS RECURSOS HÍDRICOS E DA
COBERTURA VEGETAL DA REGIÃO NORDESTE DO BRASIL**

Tese (Doutorado) apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PGEA) da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE) como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Agrícola (Área de Concentração: Engenharia de Água e Solo).

Orientador: Prof. Dr. Geber Barbosa de Albuquerque Moura.

RECIFE – PE
2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

S586d

Silva, Jhon Lennon Bezerra da
Dinâmica espaço-temporal dos recursos hídricos e da cobertura vegetal da Região Nordeste do Brasil / Jhon Lennon Bezerra da Silva. - 2021.
161 f. : il.

Orientador: Geber Barbosa de Albuquerque Moura.
Inclui referências e apêndice(s).

Tese (Doutorado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Recife, 2021.

1. Sensoriamento remoto. 2. *Google Earth Engine*. 3. Cobertura da terra. 4. Componentes principais. 5. Variabilidade climática. I. Moura, Geber Barbosa de Albuquerque, orient. II. Título

CDD 630

JHON LENNON BEZERRA DA SILVA

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL DOS RECURSOS HÍDRICOS E DA
COBERTURA VEGETAL DA REGIÃO NORDESTE DO BRASIL**

Tese (Doutorado) apresentada à Universidade Federal Rural de Pernambuco como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do Título de Doutor.

Tese DEFENDIDA e APROVADA em 26 de fevereiro de 2021.

Comissão examinadora:

Orientador/Presidente da comissão:

Prof. Dr. Geber Barbosa de Albuquerque Moura
Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE

Examinador interno:

Prof. Dr. Fabrício Marcos Oliveira Lopes
Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE

Examinadores externos:

Dr. Roni Valter de Souza Guedes
Agência Pernambucana de Águas e Clima – APAC

Prof. Dr. Ranyére Silva Nóbrega
Universidade Federal de Pernambuco – UFPE

Prof. Dr. JoséIVALDO Barbosa de Brito
Universidade Federal de Campina Grande – UFCG

RECIFE – PE
2021

Em especial, aos meus pais, Manoel Eduardo e Maria Santana, aos meus irmãos, Douglas e Glícia, e as minhas sobrinhas, Sofya e Raíssa, por todo amor e carinho, apoio, incentivo e compreensão ao longo desta caminhada.

Aos meus avós, Antônio Jacinto e Jesuíte Santana (*in memoriam*), tias (os), primas (os), por todo amor familiar, carinho, apoio e motivação.

Aos amigos, por todo companheirismo e fidelidade, carinho e positividade.

DEDICO E OFEREÇO

AGRADECIMENTOS

Ao “SENHOR DEUS PAI e ao seu FILHO JESUS CRISTO” pelo Dom da Vida, tal qual me permite desenvolver, aprender e aperfeiçoar-se-á ao longo do tempo. E, como coautor da própria vida, perante à fé e à esperança, trilho os caminhos fazendo escolhas para vencer e superar obstáculos, de modo que, ganhando ou perdendo, me supero e cresço. E, assim, espero ser digno de tamanha criação divina, a Vida.

À Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE) e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PGEA) pela oportunidade de fazer parte do corpo discente, na qualidade de aluno de Mestrado e Doutorado, durante seis anos. É imenso o sentimento de gratidão pelos conhecimentos adquiridos. E destaco toda a importância estrutural disponibilizada pelo Programa, em nome dos Coordenadores, Prof. Dr. Ênio França Farias e Silva e Prof. Dr. Mário Monteiro Rolim, em prol do fortalecimento da pesquisa acadêmica.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) pela concessão da bolsa de estudo e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo fornecimento de auxílio financeiro para com as atividades de execução e divulgação relacionadas à pesquisa acadêmica e científica.

Ao Professor/Orientador Dr. Geber Barbosa de Albuquerque Moura por tamanha orientação e ensinamentos, além de toda confiança e paciência ao longo dessa jornada. A sua capacidade de diálogo, educador e profissional ímpar, e também na qualidade de amigo me consentiu desenvolver mais esta pesquisa e que, diretamente, foi relevante para o meu crescimento profissional e pessoal, constantemente atualizados.

Ao Professor Dr. Fabrício Marcos Oliveira Lopes, também um grande educador, de um profissionalismo aplicado, ao qual agradeço pelo apoio e incentivo, pela parceria e disponibilidade de sempre.

À comissão examinadora pela disponibilidade e relevantes considerações, tamanha experiência e conhecimentos específicos ajudaram a moldar e atingir, durante todas as fases (projeto, qualificação, defesa e correção), alto impacto no trabalho de Tese, fazendo-se jus à pesquisa científica nacional.

À *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), pela disponibilidade dos dados orbitais de satélites, na qualidade das plataformas de pesquisas espaciais do *Earth Observing System* (EOS), que coordenam e disponibilizam uma série de missões de diferentes satélites/sensores, que foram a base para o desenvolvimento desta pesquisa científica.

Ao Projeto MapBiomias Brasil, pela disponibilidade de dados anuais das classificações temáticas da cobertura e uso da terra, essenciais para complementação entre os demais dados e realização de análises estatísticas de alto impacto.

A todo o corpo docente do PGEA, pelos ensinamentos teóricos e práticos, além de direcionamentos técnicos e científicos importantíssimos para meu crescimento profissional, com influência direta na atuação científica. E também aos funcionários administrativos que fazem parte da UFRPE, desde a disponibilidade de informações e ajuda nos processos administrativos até a organização, limpeza e conforto dos laboratórios e salas de estudos.

A todos os amigos e discentes que fizeram parte do PGEA durante o doutorado, em especial, Pedro Henrique, Francisco Sanguino, Marcos Vinícius, Alan César, Jozé Rodrigues, Gebson Pinheiro, Douglas Alberto, Frederico Lins, José Diorgenes, Diego Souza, Ailton Alves, Ronaldo Alves, José Neto, Iug Lopes, Elves Obede, Renato Paiva, Juliana Melo, Monalisa Soares, Laercia Rocha, Raguiara Primo, Daniella Santos, Célia Santos, Tecla Ticiane, Sirleide Menezes, Roberta Cavalcanti, foram relevantes os aprendizados e companheirismo, e ótimos os dias de convivência e momentos únicos de descontração com todos.

Em especial, aos meus pais, Manoel Eduardo Bezerra da Cunha, agricultor, e Maria Santana da Silva Cunha, dona de casa, pelo incondicional e insubstituível amor, carinho, compreensão e incentivo, e concederam amplo caminho para mais esta significativa conquista.

Aos meus irmãos, Douglas Bezerra e Glícia Bezerra, por sempre acreditarem na capacidade da minha pessoa e que assim consegui encontrar forças e superar obstáculos para sempre continuar e atingir mais este sucesso.

À toda minha família, em especial, aos meus avós, Antônio Jacinto e Jesuíte Santana (*in memoriam*), tias (os) e primas (os), amigos pessoais, também em especial, a minha tia, Vânia Santana, pelo amor pleno e carinho familiar de todos, além de todo o apoio, incentivo e motivação, sentimentos e vibrações positivas que se refletem na presente conquista.

À minha amiga e namorada, Joyce Alexandre, um grande agradecimento pela paciência, compreensão, apoio e companheirismo durante toda essa jornada.

Ao amigo/irmão, colega de graduação, Elison Lima (*in memoriam*), minha eterna gratidão por ser primordial durante minha carreira acadêmica, apresentando-me pessoas e profissionais incríveis, que abriram portas essenciais para hoje ser digno de tamanho sucesso.

À Elizângela Duarte, pela disponibilidade e boa vontade na revisão do texto da Tese, aperfeiçoando e dando qualidade à escrita autoral.

Por fim, agradeço imensamente a todos que contribuíram, direta ou indiretamente, para o desenvolvimento do presente trabalho de pesquisa.

“O período de maior ganho em conhecimento e experiência é o período mais difícil da vida de alguém.”

“Julgue seu sucesso pelas coisas que você teve que renunciar para conseguir.”

(Dalai Lama)

“Só se pode alcançar um grande êxito quando nos mantemos fiéis a nós mesmos.”

(Friedrich Nietzsche)

SILVA, J. L. B. da. **Dinâmica espaço-temporal dos recursos hídricos e da cobertura vegetal da Região Nordeste do Brasil**. 2021. 161f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, Pernambuco, Brasil.

RESUMO

A aplicabilidade de geotecnologias e conjuntos de técnicas de sensoriamento remoto e imagens de satélites permitem detectar mudanças da cobertura e uso da terra em nível local, regional e global. O diagnóstico espaço-temporal da variabilidade climática e padrões de mudanças ambientais de regiões áridas e semiáridas, especialmente a degradação da vegetação nativa, de corpos hídricos e do solo, é peça-chave para minimizar pressões e impactos aos ecossistemas naturais. Objetivou-se diagnosticar e analisar a dinâmica espaço-temporal dos recursos hídricos e cobertura vegetal do Nordeste Brasileiro, com uso do geoprocessamento e sensoriamento remoto, estimando parâmetros físico-hídricos à superfície, durante 20 anos (2000-2019). Para o desenvolvimento da pesquisa foram implementados dados geoespaciais de diferentes satélites/sensores (Landsat, MODIS, TRMM) junto com a aplicabilidade de softwares e scripts de processamento digital de imagens orbitais, responsáveis por realizar estimativas de índices de vegetação (NDVI, EVI, SAVI e IAF) e de água (NDWI e MNDWI), albedo e temperatura da superfície, precipitação pluviométrica e evapotranspiração real. Os padrões de distribuição e variabilidade espaço-temporal dos índices geofísicos destacados a partir de mapas temáticos da cobertura da terra foram avaliados estatisticamente por análise de tendência do uso solo, estatística descritiva, multivariada, de correlação e regressão. Os resultados da análise de tendência detectaram perdas nas áreas da floresta, enquanto nas áreas da agropecuária e não vegetada, observou-se ampliação significativa, ou seja, indicativo de degradação ambiental. Os corpos hídricos destacaram uma variabilidade espaço-temporal ligados às flutuações pluviométricas da região Nordeste. Os índices de vegetação apresentaram um padrão de comportamento análogo e destacaram entre si a vulnerabilidade da cobertura vegetal na Região Nordeste e Semiárido Nordestino, devido à intensificação e à gravidade dos eventos de seca, que são reflexos da alta variabilidade pluviométrica, condições que refletiram no padrão de disponibilidade hídrica do Semiárido Nordestino, destacadas nos índices de água, de modo que a condição hídrica evidenciou a potencialidade dos efeitos da seca, destacando a redução dos corpos hídricos e aumento das áreas não vegetadas no Semiárido Nordestino. Esse padrão de mudança na cobertura e uso da terra destacou altos valores do albedo e temperatura, com a formação marcante de ilhas de calor sobre o Nordeste Brasileiro. O padrão de distribuição da evapotranspiração real mostrou-se condicionado às flutuações da chuva e à presença e/ou ausência da cobertura vegetal, destacando os menores valores sobre as regiões do Semiárido Nordestino. Vale destacar, dentre todos os parâmetros físico-hídricos, o período marcante de 2012 a 2019, que apresenta uma condição de alto déficit hídrico. Conclui-se que a variabilidade pluviométrica impactou diretamente na dinâmica e resiliência da vegetação e dos corpos hídricos que, por sua vez, afetou os processos de troca de energia e a evapotranspiração da cobertura vegetal. As análises estatísticas e de componentes principais destacaram fortes correlações dos parâmetros físico-hídricos na análise espaço-temporal. O sensoriamento remoto, de forma efetiva, identificou a variabilidade quantitativa e espaço-temporal dos parâmetros físico-hídricos, que se apresentaram como indicadores sensíveis das condições de déficit hídrico, da degradação ambiental, do solo e da água.

Palavras-Chave: sensoriamento remoto; *Google Earth Engine*; cobertura da terra; componentes principais; variabilidade climática.

SILVA, J. L. B. da. **Spatial-temporal dynamics of the water resources and vegetation cover of the Northeast Region of Brazil**. 2021. 161f. Thesis (Ph.D. in Agricultural Engineering) – Federal Rural University of Pernambuco, Recife, Pernambuco, Brazil.

ABSTRACT

The applicability of geotechnologies and sets of remote sensing techniques and satellite images allows to detection of changes in land cover and use at the local, regional and global levels. The spatial-temporal diagnosis of climate variability and patterns of environmental changes in arid and semiarid regions, especially the degradation of native vegetation, water bodies, and the soil, it's a key piece element in minimizing to pressures and impacts to the natural ecosystems. This study aimed to diagnose and analyze the spatial-temporal dynamics of the water resources and vegetation cover of the Brazilian Northeast, with use of the geoprocessing and remote sensing, estimating physical-hydric parameters to the surface, during 20 years (2000-2019). For the development of the research, geospatial data from different satellites/sensors (Landsat, MODIS, TRMM) were implemented along with the applicability of software and digital processing scripts of satellite images, responsible for performing estimates of vegetation index (NDVI, EVI, SAVI, and LAI) and water (NDWI and MNDWI), albedo and surface temperature, rainfall and actual evapotranspiration. The patterns of distribution and spatial-temporal variability of the geophysical indices highlighted from thematic maps of land cover were statistically evaluated by analysis of the trend of land use, descriptive, multivariate, correlation, and regression statistics. The results of the trend analysis detected losses in the forest areas, while in the areas of agriculture and livestock and non-vegetated areas there was a significant increase, i.e., indicative of environmental degradation. The water bodies highlighted a spatial-temporal variability linked to the rainfall fluctuations in the Northeast region. The vegetation indices showed a similar pattern of behavior and highlighted among themselves the vulnerability of the vegetation cover in the Northeast Region and Northeastern Semiarid, due the intensification and severity of drought events, which are reflections of high rainfall variability, conditions that reflected in the water availability pattern of the Northeastern Semiarid, highlighted in the water indexes, so that the water condition showed the potential of the effects of drought, highlighting the reduction of the water bodies and increase of the non-vegetated areas in the Northeastern Semiarid. This pattern of change in coverage and land use highlighted high values of albedo and temperature, with the remarkable formation of heat islands over the Brazilian Northeast. The distribution pattern of actual evapotranspiration was shown to be conditioned to fluctuations of the rain and to presence and/or absence of vegetation cover, highlighting the lowest values about the regions of the Northeastern Semiarid. It is worth mentioning, among all the physical-hydric parameters, the remarkable period from 2012 to 2019, which presents a condition of high-water deficit. It is concluded that the rainfall variability directly impacted the dynamics and resilience of vegetation and of the water bodies, which in turn affected the energy exchange processes and the evapotranspiration of the vegetation cover. Statistical analysis and principal component highlighted strong correlations of the physical-hydric parameters in the spatial-temporal analysis. Remote sensing effectively identified the quantitative and spatial-temporal variability of the physical-hydric parameters, that presented as sensitive indicators of the water deficit conditions, environmental, soil, and water degradation.

Keywords: remote sensing; *Google Earth Engine*; land cover; principal components; climate variability.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Distribuição espacial de localização da Região Nordeste do Brasil e Semiárido Nordestino (A), destacando os Estados (B) e altitude da Região (C).....	46
Figura 2. Análise espacial da medição geométrica da área total coberta por corpos hídricos, a partir dos índices NDWI e MNDWI no Semiárido Nordestino	57
Figura 3. Fluxograma do processamento digital em nuvem pelo software <i>Google Earth Engine</i> , para estimativa dos índices de vegetação e de água, albedo (A) e temperatura da superfície (B) pelo sensor MODIS.....	59
Figura 4. Distribuição espacial da grade e pixels de estimativa (A) e previsão de superfície da grade estimada (B) da precipitação pluviométrica pelo sensor TRMM 3B43v7 no Nordeste Brasileiro	61
Figura 5. Monitoramento espaço-temporal da cobertura e uso da terra da Região Nordeste e Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019	65
Figura 6. Análise de tendência de Mann-Kendall e estimador de Sen para o quantitativo total anual da cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro, floresta densa (A), formação natural não florestal (B), agropecuária (C), área não vegetada (D) e corpos hídricos (E). *Área hachurada em cinza corresponde ao intervalo de confiança de 99% e 95% da reta da tendência linear.....	71
Figura 7. Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação NDVI na Região Nordeste e Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019	74
Figura 8. Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação EVI na Região Nordeste e Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019	76
Figura 9. Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação SAVI na Região Nordeste e Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019	78
Figura 10. Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação IAF na Região Nordeste e Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019	80
Figura 11. Série temporal média anual dos índices de vegetação IAF, NDVI, SAVI e EVI, para a Região Nordeste do Brasil (A) e Semiárido Nordestino (B)	82
Figura 12. Distribuição espaço-temporal do índice de água NDWI no Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019.....	84
Figura 13. Detecção espaço-temporal das áreas cobertas por corpos hídricos pelo índice NDWI no Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019	86

Figura 14. Distribuição espaço-temporal do índice de água MNDWI no Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019.....	88
Figura 15. Detecção espaço-temporal das áreas cobertas por corpos hídricos pelo índice MNDWI no Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019	90
Figura 16. Quantificação espaço-temporal anual das áreas cobertas por corpos hídricos no Semiárido Nordeste, e os valores médios da precipitação total anual, entre os anos de 2000 e 2019.....	91
Figura 17. Distribuição espaço-temporal da variabilidade pluviométrica total anual (mm) pelo TRMM 3B43v7 na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019	94
Figura 18. Variabilidade temporal da precipitação pluviométrica média (mm) pelo sensor TRMM 3B43v7 na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019	96
Figura 19. Distribuição espaço-temporal da temperatura da superfície na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019	97
Figura 20. Distribuição espaço-temporal do albedo da superfície na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019	100
Figura 21. Distribuição espaço-temporal da evapotranspiração real, média de 8 dias, na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2001 e 2019	102
Figura 22. Sazonalidade dos parâmetros físico-hídricos para a Região Nordeste do Brasil, entre os anos de 2000 e 2019	104
Figura 23. Análise de componentes principais (ACP) e de correlação de Pearson dos parâmetros físico-hídricos à superfície para a Região Nordeste do Brasil (A e B) e o Semiárido Nordeste (C e D), respectivamente.....	110
Figura 24. Distribuição espaço-temporal da evapotranspiração real predita pelo NDVI e EVI, média de 8 dias, na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019	113
Figura 25. Comparação da distribuição temporal média anual entre a ET predita e ET (MOD16A2) MODIS na Região Nordeste do Brasil, entre os anos de 2001 e 2019	115

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Características principais das bandas multiespectrais dos sensores TM, ETM+ e OLI/TIRS (satélite Landsat).....	35
Tabela 2. Características das bandas multiespectrais do sensor MODIS (Terra e Aqua).....	36
Tabela 3. Quantidade de imagens processadas para cada parâmetro físico-hídrico na análise espaço-temporal do sensor MODIS (2000-2019).....	51
Tabela 4. Características do produto do sensor MODIS, refletância da superfície	51
Tabela 5. Características do produto do sensor MODIS, temperatura da superfície	58
Tabela 6. Características do produto do sensor MODIS, evapotranspiração real	60
Tabela 7. Quantitativo total anual das principais áreas de cobertura e uso da terra no Nordeste do Brasil	68
Tabela 8. Análises de mudanças anual e tendências da cobertura e uso da terra utilizando os testes estatísticos de Mann-Kendall (Z_S) e do estimador de inclinação de Sen (Q), no Nordeste Brasileiro, entre 2000 e 2019.....	69
Tabela 9. Análises estatísticas e variabilidade temporal dos parâmetros físico-hídricos sobre o Nordeste Brasileiro, entre 2000 e 2019.....	107
Tabela 10. Análise de variância (ANOVA) do modelo de regressão estabelecido	112

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
2	JUSTIFICATIVA	19
3	HIPÓTESES	20
4	OBJETIVOS	21
4.1	Objetivo geral	21
4.2	Objetivos específicos	21
5	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	23
5.1	Região Nordeste do Brasil	23
5.2	Variabilidade pluviométrica e vulnerabilidade da condição de semiaridez	27
5.3	Geoprocessamento e aplicação de suas geotecnologias	31
5.3.1	Plataforma <i>Google Earth Engine</i>	31
5.3.2	Sensoriamento remoto e imagens de satélites	32
5.4	Cobertura e uso da terra (MapBiomias Brasil)	38
5.4.1	Condições físico-hídricas e parâmetros biofísicos à superfície	40
6	MATERIAL E MÉTODOS	46
6.1	Área de estudo	46
6.2	Dados derivados de satélites Landsat (MapBiomias Brasil)	48
6.2.1	Análise de tendência da cobertura e uso da terra (Teste de Mann-Kendall e estimador de inclinação de Sen)	48
6.3	Dados orbitais de produtos do sensor MODIS dos satélites Terra/Aqua	50
6.4	Dados de satélite do TRMM 3B43v7	60
6.5	Análise dos dados e índices estatísticos	62
7	RESULTADOS E DISCUSSÃO	64
7.1	Análise de tendência da cobertura e uso da terra (MapBiomias Brasil – Coleção 5.0 – dados geoespaciais do Landsat)	64

7.2	Parâmetros físico-hídricos à superfície terrestre (dados geospaciais do sensor MODIS e TRMM)	73
7.3	Sazonalidade dos parâmetros físico-hídricos na análise espaço-temporal (2000-2019)	103
7.4	Análises estatísticas dos parâmetros físico-hídricos à superfície	106
7.4.1	Estatística descritiva e de variabilidade	106
7.4.2	Análise multivariada e coeficiente de correlação (componentes principais – ACP e Pearson)	109
7.4.3	Modelo de regressão	112
8	CONCLUSÕES	116
	RECOMENDAÇÕES	118
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	119
	APÊNDICE A – Plataforma <i>Google Earth Engine</i> – Script de processamento digital do sensor MODIS	138
	APÊNDICE B – Software R – Script da análise de tendência da cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro	158

1 INTRODUÇÃO

A Região Nordeste do Brasil e o Semiárido Brasileiro têm enfrentado sérias problemáticas ao longo do tempo devido à intensificação e à duração dos eventos extremos de variabilidade climática, destacando fatores como a seca, a escassez de água e o déficit hídrico acentuado, característicos principalmente das regiões do Semiárido Nordestino, onde são o reflexo da alta variabilidade pluviométrica, que apresentam precipitações pouco distribuídas no espaço e no tempo, de altas intensidades e curta duração (BARBOSA et al., 2006; HASTENRATH, 2012; CUNHA et al., 2015; VIEIRA et al., 2015; BRITO et al., 2018; COSTA et al., 2020; BRASIL NETO et al., 2021). Em função disso, a década de 2011 a 2020 é considerada como uma das mais secas para a maioria dos municípios do Nordeste, sendo o período de 2012 a 2016 de seca severa, especialmente no Semiárido (MARENGO et al., 2017; CUNHA et al., 2018; MARENGO et al., 2018; BARBOSA et al., 2019; CUNHA et al., 2019; MARENGO et al., 2020).

Nesse contexto, o Nordeste Brasileiro tem-se caracterizado por alterações/oscilações periódicas natural do clima, ou seja, por um conjunto de fenômenos meteorológicos e condições climáticas que ocorrem entre a interface superfície e atmosfera, de modo que, quando combinados no espaço e no tempo se configura, de modo geral, na variabilidade climática das regiões. Ao passo que, os frequentes períodos de seca têm elevado sua gravidade e extensão espacial proporcionando condições climáticas e hidrológicas extremas e altamente dinâmicas. Quando, nesse sentido, as regiões nordestinas destacam cenários que se expõem a preocupantes transformações ambientais e, inclusive de colapso hídrico e agrícola, tanto pela própria condição natural climatológica (variabilidade climática) quanto pela interferência das atividades antrópicas, tais quais aceleram os processos de degradação ambiental e desertificação da terra, modificando a condição da vegetação nativa e da disponibilidade hídrica (VIEIRA et al., 2013; MARENGO & BERNASCONI, 2015; PAREDES et al., 2015; VIEIRA et al., 2015; COSTA et al., 2016; RODRIGUEZ et al., 2016; BARBOSA & KUMAR, 2016; OLIVEIRA et al., 2017; PAREDES & BARBOSA, 2017; MARIANO et al., 2018; COSTA et al., 2020).

Por esse motivo, a Região Nordeste e o Semiárido Nordestino merecem atenção especial, sobretudo quando se trata dos recursos hídricos, este que se torna mais escasso em função da alta demanda pelos usos múltiplos, bem como devido à ausência de gestão institucional pública adequada e eficiente, e também pelos efeitos das condições climáticas

como a alta variabilidade das chuvas. Pois a água é fonte de vida essencial e insubstituível para os seres vivos. E, excepcionalmente, um recurso fundamental para as atividades humanas.

A crise hídrica nessas regiões é originária de um conjunto de fatores e desafios climáticos, ambientais e antrópicos, ou seja, do regime hidrológico de rios intermitentes, geralmente críticos no Semiárido Nordeste, enquanto possui poucos rios perenes, a destacar, a alta dependência de reservatórios nas regiões e municípios, tal qual necessitam, em suma, de mais planejamento estratégico, investimentos locais e regionais e a participação da gestão institucional pública, no controle de ações, que tem entre seus objetivos o acesso à água de forma sustentável, mais efetiva e democrática.

Por outro lado, vale frisar também que entre as principais interferências que acarretam grandes perdas aos serviços ecossistêmicos no Nordeste Brasileiro estão o desmatamento, queimadas, uso inadequado da água de irrigação, práticas intensivas da agropecuária e manejo inadequado da terra, que promovem a perda da vegetação, da água e do solo, conseqüentemente o aumento do déficit hídrico, contribuindo para condições de mudanças no microclima e na expansão da desertificação, reduzindo as oportunidades de desenvolvimento rural e afetando as condições socioeconômicas das regiões (PALÁCIO et al., 2013; VIEIRA et al., 2013; GUTIÉRREZ et al., 2014; VIEIRA et al., 2015; SCHULZ et al., 2017; PINHEIRO et al., 2018; TOMASELLA et al., 2018; BARBOSA et al., 2019).

O uso intenso dos recursos hídricos para atender ao consumo humano, dessedentação de animais, indústria e agricultura irrigada vem obrigando cada vez mais adoções de políticas públicas modernas, sendo estas descentralizadas e participativas, com aplicabilidade de práticas de regulação e controle da água, sempre visando minimizar os desperdícios e otimizar seus usos múltiplos (BASTIAANSEN et al., 2005; TANG et al., 2013; GUTIÉRREZ et al., 2014; MARIANO et al., 2018).

Pesquisas que envolvem o padrão de resposta da distribuição espaço-temporal dos recursos hídricos e naturais visam o planejamento eficiente dos projetos de conservação do uso da água, especialmente a partir do manejo adequado da agricultura irrigada, principal setor que demanda e consome alta capacidade hídrica, para além desse planejamento, ter-se uma gestão sustentável do meio ambiente. Por isso, cada vez mais se tem a preocupação em estudar essas definições de padrões físico-hídricos em larga escala no espaço e no tempo. Destacando-se diante dessas ações a importância de diversos pesquisadores, universidades, núcleos e organizações federais, estaduais e municipais na construção de projetos, metodologias e conhecimentos técnicos e específicos nessa área.

O uso do geoprocessamento e suas geotecnologias são exemplos de avanços significativos para o Nordeste Brasileiro, especificamente os conjuntos de técnicas de sensoriamento remoto, eficientes na detecção de respostas espectrais em sensores aerotransportados e orbitais, ou seja, promovem resultados a partir dos produtos extraídos dos satélites (imagens orbitais) que se utilizam de operações e modelagem matemática altamente específicas por meio de plataformas como o *Google Earth Engine* (GEE) e programas de processamento digital específicos, auxiliando no monitoramento/diagnóstico espaço-temporal das coberturas vegetais e hídricas.

Os estudos têm avançado nas pesquisas sobre o mapeamento da cobertura e uso da terra, e também nas aplicações meteorológicas e climáticas, a partir do uso de imagens de satélites de alta resolução e também da elevada capacidade de processamento digital em nuvem (por exemplo, no software GEE), principalmente com imagens dos satélites Landsat, Terra/Aqua e TRMM. Quando visa, nesse sentido, a incorporação destes conjuntos de geotecnologias e aplicações estatísticas como análises de correlação e multivariada, para um diagnóstico ampliado e atualizado das definições de condições físico-hídricas e padrões climáticos/ambientais e, por sua vez, o nível de interferência das principais mudanças e impactos ambientais por meio de parâmetros biofísicos à superfície para a Região Nordeste do Brasil, ao longo do tempo.

O projeto de mapeamento anual da cobertura e uso do solo no Brasil (MapBiomias Brasil) é um exemplo significativo de aplicações terrestres, a partir de imagens Landsat, que tem colaborado substancialmente para a compreensão da dinâmica espaço-temporal das mudanças ambientais da cobertura e uso da terra nos biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica, Pampa e Pantanal, mais especificamente, nos temas transversais: no monitoramento da vegetação nativa, condição hídrica de reservatórios, pastagens, agricultura, pecuária, zona costeira e área urbana (por exemplo, ROSA, 2016; PARENTE et al., 2017; PARENTE & FERREIRA, 2018; DINIZ et al., 2019; MAS et al., 2019; PARENTE et al., 2019a e 2019b; SOUZA JR et al., 2019; ALENCAR et al., 2020; FENDRICH et al., 2020; SARAIVA et al., 2020; SILVA et al., 2020b; SOUZA JR et al., 2020; ARRUDA et al., 2021; DINIZ et al., 2021; ROSA et al., 2021).

Os estudos com aplicações dos conjuntos de técnicas e procedimentos de sensoriamento remoto e imagens de satélite também avançam sobre temas como o mapeamento da cobertura e uso da terra para modelos climáticos e meteorológicos, recursos hídricos e atividades agropecuárias, também na intensificação das secas e tendências de desertificação ao longo do

tempo e, principalmente, na avaliação da influência da variabilidade pluviométrica na dinâmica da cobertura vegetal do Nordeste Brasileiro (por exemplo, BARBOSA et al., 2006; VIEIRA et al., 2013; CUNHA et al., 2015; VIEIRA et al., 2015; BARBOSA & KUMAR, 2016; SANTOS et al., 2017; PAREDES & BARBOSA, 2017; SCHULZ et al., 2017; CUNHA et al., 2018; MARIANO et al., 2018; TOMASELLA et al., 2018; BARBOSA et al., 2019; FERREIRA et al., 2020; MARENGO et al., 2020; SANTOS et al., 2020a; BRASIL NETO et al., 2021).

2 JUSTIFICATIVA

O Nordeste Brasileiro possui sua economia baseada principalmente nas atividades agropecuárias, nos setores de serviços, indústria e turismo, responsável em média por 13,5% do produto interno bruto (PIB) do Brasil (entre 2002-2017 - terceira posição dentre as grandes regiões mais participativas no País (IBGE, 2020b)), sendo uma boa parte da sua área dependente e carente das condições de planejamento e gerenciamento hídrico e do solo que impactam no seu potencial de desenvolvimento e principalmente na qualidade de vida da população que, em sua maioria, vive em situação de pobreza e da agricultura familiar. Por isso torna-se necessária a ampliação, atualização e definição da evolução das suas condições biofísicas para mitigar os efeitos dessas mudanças e impactos socioeconômicos ao longo do tempo.

A pesquisa fundamenta-se na importância de estudar possíveis mudanças e impactos ambientais impostos pelas condições climatológicas da Região, ausência de gestão adequada e práticas de atividades antrópicas, a partir de indicadores físico-hídricos no espaço e no tempo, visto que diversas regiões do Nordeste se encontram em processos de degradação e desertificação acelerados. Contudo, propõe-se a junção e aplicabilidade de diferentes parâmetros geofísicos derivados de dados orbitais de satélites capazes de avaliar e interpretar os impactos ao meio ambiente e a população.

Desse modo, justifica-se o baixo custo operacional da aplicabilidade do geoprocessamento e uso de geotecnologias junto aos dados geoespaciais de satélites e plataformas de processamento digital em nuvem com alto grau de otimização, ferramentas essenciais para uma melhor compreensão do espaço geográfico de forma prática, abrangente e efetiva, visando o planejamento de ações eficientes e uma gestão mitigadora e sustentável dos recursos hídricos e naturais da Região Nordeste do Brasil.

3 HIPÓTESES

A dinâmica espaço-temporal das componentes climáticas pode prejudicar a resiliência do tipo de cobertura vegetal da Região Nordeste do Brasil, dessa forma, os conjuntos de técnicas de sensoriamento remoto orbital possibilitam identificar tendências de redução e/ou aumento da biomassa vegetal e os impactos que podem ocasionar nas componentes do balanço de energia à superfície de regiões áridas e semiáridas.

A Região Nordeste pode estar passando por processos de mudanças/alterações negativas em relação à saúde e produção de biomassa vegetal, ou seja, com capacidade de resiliência afetada ao longo do tempo.

A seca, os longos períodos de estiagem junto à pressão antropogênica e diante da ausência de planejamento adequado e gerenciamento estratégico podem ocasionar mudanças irreversíveis na dinâmica ambiental e condição hídrica da Região Nordeste e notadamente do Semiárido Nordestino.

A redução das áreas de floresta e o aumento das áreas não vegetadas podem favorecer a menor existência de energia disponível a ser repartida no processo da evapotranspiração.

O uso do geoprocessamento e a aplicação de geotecnologias podem auxiliar na compreensão dos padrões climáticos/ambientais no espaço e no tempo, para a Região Nordeste do Brasil.

A dinâmica espaço-temporal das componentes do balanço de energia em consonância com técnicas estatísticas de multivariada, correlação e regressão, possibilitam a simplificação de modelos para a predição da evapotranspiração e condições de semiaridez em regiões áridas e semiáridas.

4 OBJETIVOS

4.1 Objetivo geral

Diagnosticar, verificar e analisar a dinâmica espaço-temporal dos recursos hídricos e da cobertura vegetal por meio da aplicabilidade e conexão de parâmetros físico-hídricos à superfície da Região Nordeste do Brasil e Semiárido Nordestino, utilizando geoprocessamento e conjuntos de técnicas de sensoriamento remoto e imagens de satélites, com o processamento digital na plataforma *Google Earth Engine*, entre os anos de 2000 e 2019.

4.2 Objetivos específicos

Calcular as componentes do balanço de energia à superfície como índices de vegetação, albedo e temperatura da superfície e, ainda, a evapotranspiração real e precipitação pluviométrica, a partir de imagens do sensor MODIS e TRMM, para analisar a variabilidade espaço-temporal e a dinâmica ambiental das regiões do Nordeste Brasileiro em função principalmente dos efeitos da seca e atividades antrópicas.

Avaliar o comportamento espectral de índices de vegetação, para identificar a resiliência da cobertura vegetal em função da precipitação ao longo do tempo, tanto para a Região Nordeste quanto para o Semiárido Nordestino.

Identificar tendências anuais de alterações da cobertura e uso da terra por meio de dados geoespaciais da plataforma MapBiomias Brasil.

Avaliar estatisticamente os resultados quantitativos e temáticos das condições físico-hídricas anuais a partir de análises descritiva, multivariada, de correlação e regressão.

Verificar a vulnerabilidade aos processos de degradação ambiental, caracterizado pela mudança da biomassa vegetal, padrão de paisagem e condições geofísicas no espaço e no tempo.

A partir da análise de componentes principais e de correlação, determinar, de forma significativa, um modelo de regressão para a predição da evapotranspiração através de índices de vegetação do sensor MODIS, para que também destaque as condições de semiaridez em regiões áridas e semiáridas.

Com o uso de geotecnologias destacar os principais efeitos dos eventos de seca e estiagem sobre a cobertura e uso da terra ao longo do tempo.

Padronizar uma metodologia científica conjunta com diferentes índices/produtos de dados climáticos/ambientais multitemporal na plataforma *Google Earth Engine*, a partir de um script de processamento digital, aplicando múltiplos conhecimentos técnicos e específicos em larga escala, no espaço e no tempo.

5 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

5.1 Região Nordeste do Brasil

O Nordeste Brasileiro, conforme o IBGE (2019), ocupa uma área total de 1.551.992 km², que representa 18,24% do território nacional, sendo composto por nove Estados da Federação: Alagoas (27.843 km² – 1,79%), Bahia (564.723 km² – 36,39%), Ceará (148.895 km² – 9,59%), Maranhão (329.642 km² – 21,24%), Paraíba (56.467 km² – 3,64%), Pernambuco (98.068 km² – 6,32%), Piauí (251.617 km² – 16,21%), Rio Grande do Norte (52.810 km² – 3,40%) e Sergipe (21.927 km² – 1,41%).

A Região Nordeste, em parte, é frequentemente mais afetada nas questões sociais e econômicas pela alta variabilidade intrasazonal e interanual associada aos baixos totais anuais de precipitação pluviométrica que resultam na frequente ocorrência de dias sem chuva, configurando-se como veranicos e períodos de estiagem mais longos e, conseqüentemente, na recorrência de eventos de seca mais intensos e de longa duração, afetando as atividades humanas essenciais e condições de resiliência do meio ambiente natural. Vale destacar que, na maioria das regiões semiáridas nordestinas, especialmente nas localidades mais secas, as chuvas são concentradas apenas em cerca de 3 a 4 meses (CUNHA et al., 2015; VIEIRA et al., 2015; COSTA et al., 2016; MARENGO et al., 2017; MUTTI et al., 2020; ROCHA JÚNIOR et al., 2020).

A Região Nordeste possui um ecossistema altamente dinâmico, o bioma Caatinga, localizado mais especificamente na região do Semiárido Brasileiro, esse que compreende 830.205 km², ou seja, 53,49% de todo o território nordestino. Em nível nacional, compreende um percentual de 10,14%, que equivale a 862.818 km² da área total do Brasil. Nas últimas três décadas, o bioma perdeu pelo menos 11% dos seus remanescentes florestais, onde as atividades agropecuárias tiveram um crescimento de mais ou menos 30% (IBGE, 2019; MAPBIOMAS BRASIL, 2020). A Caatinga é considerada a cobertura vegetal natural mais suscetível às variações do clima, pois a precipitação pluviométrica é a principal variável impulsionadora e controladora da disponibilidade hídrica e da produção de biomassa vegetal neste ambiente semiárido (BARBOSA et al., 2006; BEZERRA et al., 2014; BARBOSA & KUMAR, 2016; SCHULZ et al., 2017; TOMASELLA et al., 2018; BARBOSA et al., 2019; SILVA et al., 2019a; SILVA et al., 2020b; SILVA FILHO et al., 2020).

A partir da precipitação pluviométrica e do índice de aridez delimitam-se as regiões do Semiárido Brasileiro. A competência para tal é destinada ao Conselho Deliberativo (CONDEL) da Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste (SUDENE) por meio legal da Lei Complementar nº 125, 03/01/2007 via Resoluções do Conselho Deliberativo da Sudene de nº 107, 27/07/2017 e nº 115, 23/11/2017. Os critérios técnicos e científicos aplicados são precipitação média igual ou inferior a 800 mm ano⁻¹ e índice de aridez igual ou inferior a 0,50, com um percentual diário de déficit hídrico igual ou superior a 60%, considerando todos os dias do ano (MI/SUDENE, 2020).

Em virtude dessas condições climáticas/ambientais do Nordeste Brasileiro e especificamente do Semiárido, as pesquisas se intensificaram com o advento de dados derivados de satélites com o propósito de entender as principais vulnerabilidades climáticas e ambientais (ou seja, os eventos de seca e condições de semiaridez, bem como os processos de degradação e desertificação) como a dinâmica da vegetação, as condições agropecuárias e relações de perda e ganho da cobertura vegetal natural. Os estudos variam desde os padrões de mudanças climáticas/ambientais de épocas passadas até as atuais e também com projeções das condições futuras.

Em pesquisa realizada sobre os ecossistemas naturais da Região Nordeste do Brasil, no período de 1982 a 2001, Barbosa et al. (2006) demonstraram que o monitoramento espaço-temporal da dinâmica da vegetação por sensoriamento remoto orbital (índice de vegetação – NDVI) pode levar a um melhor entendimento da variabilidade espaço-temporal do ecossistema do Semiárido Brasileiro. Os autores observaram que as tendências ascendentes e descendentes no verde da vegetação podem ser atribuídas aos impactos espaço-temporais da extrema variabilidade climática sobre a cobertura da terra na região semiárida.

Estudos marcantes de efeitos contrastantes da cobertura da terra no Brasil foram desenvolvidos e destacam as principais mudanças ambientais e hídricas entre os anos de 1985 e 2017 nos biomas brasileiros, observando que, principalmente, as mudanças mais óbvias são na expansão das áreas de pastagem com a conversão da floresta no bioma Amazônia, além da expansão da agricultura no Cerrado e no sul da Mata Atlântica, com a perda de pelo menos 71 Mha de sua cobertura vegetal natural nesse período. Ainda sobre as projeções futuras, até pelo menos o ano de 2025, o modelo de estudo espaço-temporal nos biomas indica alta variabilidade de mudanças consideráveis na composição e configuração da cobertura da terra e especialmente na disponibilidade hídrica (por exemplo, SOUZA JR et al., 2019; ALENCAR et al., 2020; FENDRICH et al., 2020; SOUZA JR et al., 2020; ARRUDA et al., 2021; ROSA et al., 2021).

Nesse contexto, devido à preocupação em se ter meios de melhores estratégias de uso e intensificação do solo e contribuir para a mitigação de efeitos degradantes dos recursos hídricos e naturais, Saraiva et al. (2020) propuseram o mapeamento e a detecção de áreas irrigadas para apoiar no monitoramento espaço-temporal do uso da terra e poder melhorar a gestão dos recursos hídricos, a partir de um método automático de sistemas de irrigação por pivô central. Enquanto, a partir de uma abordagem rápida e de baixo custo, Parente et al. (2017) desenvolveram um mapa de pastagem para todo o território brasileiro, analisando mais de 6.000 imagens do satélite Landsat-8 de forma automatizada.

Frequentemente, também, pesquisas relacionadas ao monitoramento dos efeitos severos da seca ganham lugar de destaque na Região Nordeste que, historicamente, possui regiões marcadas pelo alto déficit hídrico, que cada vez mais se acentua e se intensifica, como mostra o estudo de Marengo et al. (2020) com projeções climáticas nesse sentido, que atingem entre 49 e 54% do Nordeste do Brasil e probabilidade de aquecimento de pelo menos 4 °C até o ano de 2100. Os autores também tiveram respostas de projeções sobre a vegetação do bioma Caatinga (cobertura vegetal do Semiárido Brasileiro), que indica a sua substituição por vegetação típica de condições áridas. A princípio, esse tipo de projeção corrobora com a pesquisa de Santos et al. (2020b), que alcançaram, através de dados derivados de satélites, resultados da quantificação das mudanças e tendências na cobertura florestal do Semiárido Brasileiro durante o período de 2000 a 2018, e observaram um total de perda de 26,96%, equivalente a 60.769,39 km² em 18 anos.

Estudos climatológicos, com a geração de índices de seca e também com o uso de conjuntos de técnicas de sensoriamento remoto, demonstram frequência, duração e efeitos severos da seca sobre a Região Nordeste do Brasil e especialmente no Semiárido Brasileiro, esta última, com áreas geralmente mais secas e com alto déficit hídrico, extremamente suscetíveis a esse evento natural. A seca atinge, nessas regiões, uma densidade populacional significativa e as colocam em situação de vulnerabilidade e ao mesmo tempo reduz a capacidade de produção agrícola, favorecendo a altos impactos socioeconômicos e inclusive pondo em risco a segurança alimentar da população (por exemplo, CUNHA et al., 2015; PAREDES et al., 2015; COSTA et al., 2016; BRITO et al., 2018; CUNHA et al., 2018; MARENGO et al., 2017; PAREDES & BARBOSA, 2017; MARENGO et al., 2018; COSTA et al., 2020; MARENGO et al., 2020; MUTTI et al., 2020; ROCHA JÚNIOR et al., 2020).

Tomasella et al. (2018) analisaram tendências de desertificação por meio de mapas do índice de vegetação NDVI no Nordeste do Brasil ao longo de 17 anos (2000-2017), e

identificaram aumentos significativos de áreas degradadas sobre pastagem e áreas de Caatinga, intensificadas principalmente a partir de 2011. Entre os anos de 2000 e 2010, o estudo de Vieira et al. (2015), também voltado para o Nordeste, identificou áreas suscetíveis à desertificação, a partir de diversos fatores que as influenciam com 94% da região sob uma suscetibilidade de moderada a alta.

Marengo et al. (2017) apresentaram uma gama de registros históricos dos efeitos da seca, desde o século XVI, para a Região Nordeste do Brasil que, por sua vez, destacaram o período de 2012 a 2015 como sendo o mais severo com magnitude e impacto não vistos há décadas, principalmente nas regiões do Semiárido, que tiveram perdas nos meios de subsistência, mais significativamente na agricultura. Barbosa et al. (2019) avaliaram os padrões espaço-temporais do impacto da seca no bioma Caatinga, entre os anos de 2008 e 2016, a partir da relação entre o NDVI e a precipitação, e verificaram, especialmente no período de 2012 a 2015, uma forte diminuição na atividade da vegetação em função do impacto severo da seca, sendo o ano de 2012 considerado o mais crítico por atingir 26% da cobertura vegetal natural de Caatinga no Semiárido Brasileiro.

Mariano et al. (2018) identificaram áreas degradadas devido à uma longa e severa seca, sendo intensificadas pelas atividades antrópicas no Nordeste Brasileiro. E como resultado da degradação da terra, os autores observaram uma redução significativa da evapotranspiração e alertaram para o maior risco da desertificação da região, principalmente nos “núcleos de desertificação” estudados.

Diante de todos esses tipos de análises e avaliações sobre as condições de mudanças da cobertura e uso da terra da Região Nordeste e Semiárido Nordestino, pretende-se ampliar e atualizar suas condições biofísicas mais detalhadamente. Sendo necessário e como diferencial calcular e correlacionar diferentes índices físico-hídricos relacionados, principalmente, com a biomassa vegetal e a disponibilidade hídrica de rios, lagos e reservatórios das regiões. Índices de vegetação, a exemplo, são extremamente importantes para avaliar a agricultura e a condição da biomassa vegetal nos diferentes biomas brasileiros, todavia, geralmente são analisados nas pesquisas de forma individual. Em contraponto, dispõe-se na presente pesquisa de uma aplicabilidade de diversos índices de vegetação no intuito de analisar, confirmar e comparar os padrões de mudanças espectrais da cobertura vegetal e de corpos hídricos.

A partir de diferentes índices de vegetação e corroboração de seus padrões de comportamento, pode-se ter mais confiabilidade na sua resposta espectral, destacando a

resiliência da cobertura vegetal na ausência e/ou presença de chuva, principalmente nos períodos de estiagem e de seca severa, ao longo do tempo.

Os mapas temáticos dos índices de vegetação e parâmetros biofísicos, como o albedo e temperatura da superfície, podem ser auxiliados por mapas temáticos de cobertura e uso da terra para efeitos de comparação, principalmente da condição de mudança e/ou substituição da floresta natural e da condição hídrica das regiões. Os recursos hídricos da Região Nordeste e especialmente do Semiárido Nordestino têm apresentado efeitos degradantes, principalmente pelos eventos de seca de longa duração e forte intensidade. Vale destacar que a junção e aplicabilidade desse tipo de mapeamento/diagnóstico geofísico no espaço e no tempo são capazes de interpretar os impactos ao meio ambiente.

5.2 Variabilidade pluviométrica e vulnerabilidade da condição de semiaridez

Estudar os padrões climatológicos da precipitação pluviométrica possui uma complexidade substancial que envolve diversos fatores e ocasiões, principalmente devido à alta variabilidade das chuvas em diferentes escalas no espaço e no tempo, e também devido aos efeitos das mudanças climáticas, falhas e erros na coleta de dados por instrumentos automáticos e/ou erros de leitura manual. Os dados de chuva são medidos de forma pontual por estações meteorológicas e pluviômetros. No Brasil, ainda há uma grande ausência destas estruturas, limitando-se ao conhecimento adequado do padrão de distribuição da precipitação (XAVIER et al., 2016; XAVIER JR et al., 2019). Nesse sentido, observa-se que comumente diversos estudos se utilizam de metodologias estatísticas, a destacar, análises multivariadas, para a identificação de padrões climatológicos da precipitação no espaço e no tempo (por exemplo, LYRA et al., 2014; COSTA et al., 2016; RODRIGUEZ et al., 2016; OLIVEIRA et al., 2017; COSTA et al., 2020; MOURA et al., 2020; MUTTI et al., 2020).

As condições meteorológicas, como a alta variabilidade pluviométrica e má distribuição espaço-temporal das chuvas, e também os efeitos agravantes das mudanças climáticas, como a intensificação dos eventos de seca, fazem com que o Nordeste Brasileiro e o Semiárido Nordestino possam enfrentar diversos transtornos e conflitos devido à escassez hídrica que cada vez mais se acentua prejudicando, principalmente, as atividades dos setores agrícolas, como a agricultura de subsistência, historicamente muito praticada nessas regiões (D'ODORICO et al., 2013; CUNHA et al., 2015; COSTA et al., 2016; OLIVEIRA et al., 2017; COSTA et al., 2020; MUTTI et al., 2019; MOURA et al., 2020; MUTTI et al., 2020).

Quando somados, ausência de gerenciamento e controle do uso da água, os conflitos são potencializados. Entretanto, os principais problemas dessas regiões são o tipo de solo e a grande taxa de evaporação devido à baixa capacidade de armazenamento da água, especialmente no Semiárido. Vale destacar que, atualmente existem tecnologias, metodologias técnicas e científicas diante da comunidade acadêmica que ajudam a superar tais dificuldades. Como, por exemplo, o potencial crescimento e manutenção da agricultura irrigada nas regiões circunvizinhas aos cursos d'água do rio São Francisco, com capacidade hídrica essencial para a produção agrícola de regiões semiáridas do Nordeste do Brasil, destacando-se o município de Petrolina no estado de Pernambuco.

A alta variabilidade pluviométrica em diferentes escalas de tempo e espaço favorece a condição de semiaridez de caráter sazonal na maior parte da Região Nordeste, que se divide em diferentes sub-regiões com características climáticas diferentes (ALVARES et al., 2013; MARENGO & BERNASCONI, 2015; RODRIGUEZ et al., 2016; OLIVEIRA et al., 2017). Compreender o comportamento e o padrão de distribuição climática da precipitação em larga escala no espaço e no tempo torna-se fundamental para adequações no planejamento de políticas públicas e gestão na tomada de decisões efetivas e sustentáveis quanto aos recursos hídricos, principalmente no Semiárido Nordestino (D'ODORICO et al., 2013; COSTA et al., 2016; XAVIER JR et al., 2019; COSTA et al., 2020).

Em função desse contexto, a precipitação pluviométrica é considerada como uma das variáveis meteorológicas mais significativas nas pesquisas de modelagem hidrológica, condições climáticas/ambientais, disponibilidade hídrica e na identificação e comportamento da severidade das secas ao longo do tempo. Mutti et al. (2020) destacaram que a identificação de padrões climatológicos espaciais e temporais de precipitação é fundamental para estudos hidrometeorológicos a nível de bacias hidrográficas no Semiárido Brasileiro, devido essas regiões enfrentarem diversos conflitos, como a má distribuição de água para atividades essenciais e grandes impactos socioeconômicos em função da escassez hídrica provocada pela variabilidade pluviométrica. Diga-se de passagem, no presente estudo, também se destaca a ausência de gestão institucional pública para com o planejamento administrativo sobre a crise hídrica de regiões semiáridas do Brasil.

Desse modo, as condições climatológicas que causam instabilidade das chuvas sobre a Região Nordeste do Brasil e também em suas sub-regiões estão associadas aos diversos fenômenos de grande escala e complexidade climática, tendo como exemplos El Niño e La Niña, gradiente meridional da temperatura da superfície do mar sobre o Oceano Atlântico

Tropical, oscilações da zona de convergência intertropical (ZCIT) e zona de convergência do Atlântico Sul (ZCAS), também, a atuação de vórtices ciclônicos de altos níveis (VCANs), distúrbios de leste (DOL) e sistemas de brisas (por exemplo, BARBOSA et al., 2006; MOURA et al., 2009; HASTENRATH, 2012; LYRA et al., 2014; HOUNSOU-GBO et al., 2015 e 2016; MARENGO et al., 2017; OLIVEIRA et al., 2017; LUCENA et al., 2018; MARENGO et al., 2018; TIMMERMANN et al., 2018; MOURA et al., 2020; MUTTI et al., 2020).

Estudos sobre a condição de aridez e seca no Nordeste do Brasil a partir de perspectivas do passado, presente e futuro alertam para maiores complexidades e variabilidade climática natural na Região, ficando mais vulnerável às mudanças climáticas, que promovem efeitos de ocorrência de redução da precipitação, elevação da temperatura e aumento da evaporação, intensificação e maior período de duração das estiagens e secas, com o aumento da aridez, modificando as condições de cobertura e uso da terra quando prejudicam os serviços ecossistêmicos terrestres com a degradação da terra e de corpos hídricos e, por fim, a diminuição da produção agrícola que, somados, aumentam substancialmente a vulnerabilidade aos processos de desertificação (por exemplo, BARBOSA et al., 2006; D'ODORICO et al., 2013; CUNHA et al., 2015; MARENGO & BERNASCONI, 2015; VIEIRA et al., 2015; COSTA et al., 2016; MARENGO et al., 2017; SCHULZ et al., 2017; MARENGO et al., 2018; MARENGO et al., 2020).

O aumento do déficit hídrico ao longo do tempo nas regiões do Nordeste e do Semiárido Nordestino merece atenção, e um indicativo principal para a confirmação dessa hipótese é a partir do mapeamento/monitoramento espaço-temporal de produtos climáticos/ambientais. As informações dos parâmetros físico-hídricos em escala multitemporal visam, nesta proposta, junto às condições de mudanças de cobertura e uso da terra (qualidade da vegetação no ambiente) diagnosticarem áreas em vulnerabilidade aos processos de degradação ambiental no espaço e no tempo.

Lopes et al. (2017), em estudo sobre a verificação de tendências climáticas à desertificação no Nordeste do Brasil, identificaram tendências de aumento nas condições de aridez principalmente no Semiárido Brasileiro, quando alertam para processos significativos da desertificação. A posteriori, um outro estudo de Lopes et al. (2018), nos estados da Bahia e Pernambuco, no Nordeste, concluíram que a variação da temperatura explica o aumento das condições de aridez.

Marengo e Bernasconi (2015) estudaram o estado atual e projeções futuras de fatores das mudanças climáticas como condições de aridez e seca no Nordeste do Brasil, com foco

principal no Semiárido, a partir dos índices de aridez de Budyko e das Nações Unidas, quando observaram projeções de aumento da temperatura em 2 °C para o Nordeste, entre os anos de 2010 e 2040. Especificamente para a região semiárida, entre 2041 e 2070, um aumento entre 2 e 4 °C, e para todo o Nordeste acima de 4 °C, entre os anos de 2071 e 2100. Também foi previsto uma redução na precipitação que, desse modo, influencia o aumento do déficit hídrico ao longo do tempo. Por fim, os autores concluem que a curto, médio e longo prazo as projeções indicam um aumento nas áreas com condições semiáridas e áridas até 2100.

A nível global, em estudo sobre a identificação de modelos de equações estruturais para quantificar indicadores de mudanças no uso da terra, como a expansão agrícola e degradação da terra, Leng et al. (2020) concluíram que a condição de degradação da terra em áreas semiáridas e áridas é severa, com grande extensão que, por sua vez, a precipitação nestas regiões está fortemente correlacionada com o dossel das árvores e solo descoberto. Os autores ressaltam que as terras áridas representam aproximadamente 41% da superfície terrestre da Terra e estima-se que, até o final do século XXI, essas terão um aumento significativo, entre 11 e 23%.

D’Odorico et al. (2013), em estudo sobre a desertificação global, avaliaram de forma multidisciplinar os impulsionadores e feedbacks, e frisaram que os efeitos das mudanças climáticas, como a aridez e a dinâmica do uso da terra, são os principais potencializadores das condições de mudanças do ecossistema para estágios da degradação ambiental e/ou desertificação da terra. Sendo que estes processos degradantes têm impactos significativos nas escalas local, regional e global, alcançando mudanças no clima, ciclos biogeoquímicos e geografia humana global.

A partir dos conjuntos de técnicas de sensoriamento remoto e imagens de satélites, pretende-se estimar dados de precipitação e evapotranspiração real. O satélite TRMM possui um sensor de estimativa da precipitação global com dados diários de precipitação e resolução espacial de 0,25° x 0,25° (WANG et al., 2019; ALMEIDA et al., 2020; BRASIL NETO et al., 2021). O sensor MODIS, também global, possui produtos baseados na estimativa da evapotranspiração, com resolução temporal de 8 dias e anual (por exemplo, LI et al., 2016; MUTTI et al., 2019; SANTOS et al., 2020a).

Diante desse princípio e posta a necessidade desse tipo de diagnóstico ambiental em função da elaboração de mapas temáticos à superfície, que possam destacar o padrão de comportamento e distribuição espaço-temporal da acentuação do déficit hídrico na Região Nordeste do Brasil, é fundamental ter-se o entendimento das condições de mudanças climáticas/ambientais que, nesse sentido, possam destacar os processos de desertificação e

principalmente os efeitos contrastantes da disponibilidade hídrica nas regiões permitindo, contudo, condições mais adequadas de mapeamento para o uso sustentável da água em seus usos múltiplos no Nordeste Brasileiro.

5.3 Geoprocessamento e aplicação de suas geotecnologias

5.3.1 Plataforma *Google Earth Engine*

O *Google Earth Engine* (GEE) é uma plataforma interativa e pública para análises científicas a partir de conjuntos de dados geospaciais associados aos sistemas globais de dados orbitais de satélites. Possui um acervo histórico atual de imagens de satélites de décadas, com disponibilidade de dados conforme sensores a bordo dos satélites (GEE, 2020).

O monitoramento espaço-temporal da cobertura e uso da terra geralmente pode ser desenvolvido em função do processamento digital de imagens orbitais de satélites a partir de softwares com base em algoritmos que se utilizam de modelagem computacional. Porém, apesar de eficientes, são demorados devido ao grande conjunto de dados para download e armazenamento, e com isso limitam-se no número total de imagens de satélites a serem analisadas. À medida que, também, esses modelos geralmente requerem um conhecimento prévio adequado sobre, por exemplo, modelos de correção atmosférica e principalmente uma prática e especialização técnica com os diferentes tipos de softwares.

A disponibilidade de dados multitemporais na plataforma GEE junto ao alto nível de otimização do processamento digital em nuvem vem promovendo avanços significativos nas mais variadas áreas e campos de pesquisas em escala local, regional e global. Avanços que inclusive identificam e corrigem erros associados às nuvens e suas sombras, que geralmente superestimam ou subestimam resultados derivados de satélites. Vale destacar que a plataforma compõe-se de uma biblioteca digital com diversas funções de análises matemáticas e estatísticas desde de modelagens simples a geoestatísticas de alto impacto e complexidade, e operações de aprendizado de máquina.

Os recursos de modelagem computacional do GEE fornecem respostas rápidas e eficientes das principais condições de mudanças e impactos ao meio ambiente, como no monitoramento dos eventos severos de seca, desmatamento, queimadas, monitoramento dos recursos hídricos, agropecuária, etc.

É interessante ressaltar que a plataforma não se limita apenas aos profissionais específicos da área de sensoriamento remoto, pois os demais públicos de diferentes campos de atuação são convidados a interagirem aplicando e gerando conhecimento numa escala planetária sobre diferentes temas transversais. Sendo que o próprio pesquisador pode criar seu script de programação/manipulação de dados para a geração de modelos, utilizando algoritmos de aprendizado de máquina, disponíveis tanto para a linguagem de programação JavaScript quanto para a linguagem Python (GORELICK et al., 2017).

Com isso, uma gama de estudos por todo o mundo, inclusive no Brasil, ganha destaque na utilização da plataforma *Google Earth Engine* devido ao processamento digital automatizado em nuvem, de forma prática, acelerada e com baixo custo operacional (por exemplo, GORELICK et al., 2017; SIDHU et al., 2018; ZURQANI et al., 2018; KOSKINEN et al., 2019; OLIPHANT et al., 2019; PARENTE et al., 2019a e 2019b; SANTOS et al., 2020b).

No Brasil, a plataforma GEE é largamente utilizada principalmente para o monitoramento multitemporal da cobertura e uso da terra dos biomas brasileiros, pelo projeto MapBiomas Brasil, no qual já existem diversas pesquisas de alto impacto (por exemplo, DINIZ et al., 2019; MAS et al., 2019; ALENCAR et al., 2020; SARAIVA et al., 2020; SOUZA JR et al., 2020; ARRUDA et al., 2021; DINIZ et al., 2021; ROSA et al., 2021).

Na necessidade de mais avanços nesse sentido, principalmente no Nordeste Brasileiro, é essencial buscar novas ferramentas, métodos e tecnologias práticas e eficientes para suprir demandas como, por exemplo, da ausência de dados agroambientais e hidrológicos em larga escala no espaço e no tempo. Contudo, visa ampliar o monitoramento ambiental das condições biofísicas das regiões nordestinas, na incorporação da alta aplicabilidade das geotecnologias com dados geoespaciais.

5.3.2 Sensoriamento remoto e imagens de satélites

O geoprocessamento avança significativamente ao longo do tempo a partir dos processos automatizados e com alto grau de otimização de suas geotecnologias no espaço e no tempo. As geotecnologias envolvidas na detecção de respostas espectrais em sensores aerotransportados pertencentes ao escopo do sensoriamento remoto orbital apresentam avanços expressivos no desenvolvimento e aplicabilidade de sistemas de informações geográficas (SIG) – *Google Earth Engine*, principalmente com a implementação de algoritmos e processamento

digital em nuvem por meio da modelagem matemática de dados geoespaciais em escala planetária.

O sensoriamento remoto orbital e, mais especificamente, os sensores a bordo de satélites agem de forma a medir a radiação refletida e/ou emitida em diferentes faixas espectrais e comprimentos de ondas eletromagnéticas. O processo de coleta de dados e informações é imperado pela interação dos diferentes alvos à superfície e à radiação eletromagnética. A aplicação do conjunto de técnicas de sensoriamento remoto junto ao SIG e ao processamento digital de dados multitemporal derivados de satélites possuem alta capacidade de monitorar e detectar as condições de mudanças e características físico-hídricas de determinada superfície ao longo tempo (NASA/USGS, 2021).

O aumento dos níveis de mapeamento/monitoramento geoespacial por conjuntos de sensoriamento remoto e imagens de satélites são largamente variados e vêm dando suporte efetivo para aplicações constantes nas pesquisas sobre ciências da Terra por todo o mundo, principalmente nos estudos ligados às mudanças climáticas, projeções climáticas e efeitos da seca, dinâmica das florestas tropicais, gestão dos recursos hídricos (por exemplo, LI et al., 2016; SANTOS et al., 2017; ZHANG et al., 2018; SOUZA JR et al., 2019; ALMEIDA et al., 2020; ANDEREGG et al., 2020; MARENGO et al., 2020; STAAL et al., 2020; ROSA et al., 2021; BRASIL NETO et al., 2021), também na dinâmica espaço-temporal das mudanças na cobertura e uso da terra, pastagem, disponibilidade hídrica, agricultura irrigada e de precisão (por exemplo, PARENTE et al., 2019a; ALENCAR et al., 2020; FERREIRA et al., 2020; LENG et al., 2020; SANTOS et al., 2020b; SARAIVA et al., 2020; SILVA et al., 2020a; SOUZA et al., 2020), e no monitoramento ambiental da vulnerabilidade das terras em meio aos riscos de degradação e desertificação (por exemplo, D'ODORICO et al., 2013; VIEIRA et al., 2015; SCHULZ et al., 2017; MARIANO et al., 2018; TOMASELLA et al., 2018; SILVA et al., 2019a; SANTOS et al., 2020c; ARRUDA et al., 2021).

Este tipo de modelagem matemática multitemporal visa suprir principalmente necessidades como a ausência de dados climáticos/ambientais em áreas de difícil acesso em escala local, regional e global. Apesar dos esforços e custos envolvidos para o desenvolvimento e manutenção das pesquisas geoespaciais e dos programas de observação da Terra, dada a limitação, o pesquisador, por sua vez, tem o benefício e a liberdade de desenvolver a partir do processamento digital de imagens orbitais, mapas temáticos de parâmetros biofísicos à superfície no espaço e no tempo, sobretudo de maneira prática e eficiente a um baixo custo

operacional, sendo para alguns casos apenas a necessidade de complementação de dados meteorológicos de superfície.

As plataformas pertencentes ao programa americano de pesquisas espaciais do Sistema de Observação da Terra (*Earth Observing System – EOS*) da Administração Nacional da Aeronáutica e Espaço (*National Aeronautics and Space Administration – NASA*) (<https://eosps.nasa.gov/content/nasas-earth-observing-system-project-science-office>), coordenam uma série de missões de diferentes satélites/sensores que, mais especificamente, são usados para produzir produtos de dados de albedo e temperatura da superfície, índices de vegetação, precipitação pluviométrica, evapotranspiração, entre outros componentes do balanço de energia à superfície, ou seja, dados das condições físico-hídricas, agroambientais e hidrológicos, a fim de que as pesquisas avancem nas interpretações das condições de mudanças da cobertura e uso da terra e ajudem a comunidade científica a projetar conhecimentos específicos importantes para o planejamento institucional de políticas públicas adequadas e gestão sustentável na tomada de decisões quanto aos recursos hídricos e naturais e áreas agrícolas.

Todavia, as missões dos satélites Landsat vêm fornecendo dados contínuos da superfície da Terra com alta resolução espacial e radiométrica melhorados ao longo do tempo, favorecendo um nível de detalhamento ainda maior dos diferentes alvos à superfície. Com isso, promove-se resultados consistentes das características físico-hídricas da cobertura e uso da terra das regiões áridas e semiáridas, especialmente do Brasil.

O alto alcance da sua série histórica a partir dos sensores *Thematic Mapper (TM)*, *Enhanced Thematic Mapper (ETM+)* e *Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor (OLI/TIRS)* possui notoriedade, operando ininterruptamente entre as últimas três décadas. O tamanho aproximado da cena do satélite Landsat para Norte/Sul é de 170 km e para Leste/Oeste de 185 km, completando uma órbita terrestre a cada 99 minutos e altitude padrão de 705 km (NASA/USGS, 2021).

A princípio, os dados de produtos Landsat vêm melhorando pontos principais, antes negativos, entre a relação sinal e ruído, assim trazendo mais qualidade na coleta de dados (de 8 a 16 bits), convertendo-se com precisão em radiância e/ou refletância em função de coeficientes de redimensionamento radiométrico fornecidos no arquivo de metadados MTL do produto, no momento de aquisição das imagens (NASA/USGS, 2021).

O satélite Landsat-5 TM é o mais longo em operação no mundo, com quase 29 anos de imageamento de alvos à superfície (fornecendo mais de 2,5 milhões de imagens). Foi lançado

em março de 1984 e teve sua missão interrompida em janeiro de 2013. O Landsat-7 ETM+ foi lançado em abril de 1999 e o Landsat-8 OLI/TIRS em fevereiro de 2013, ambos em operação, com previsão de lançamento do Landsat-9 para o ano de 2021 (NASA/USGS, 2021). A Tabela 1 apresenta as características das bandas multiespectrais dos sensores TM, ETM+ e OLI/TIRS.

Tabela 1. Características principais das bandas multiespectrais dos sensores TM, ETM+ e OLI/TIRS (satélite Landsat)

Satélite /Sensor	Banda multiespectral	Resolução espectral (μm)	Resolução espacial (m)	Resolução temporal	Resolução radiométrica
Landsat-5 /TM	1 – Blue	0,45 – 0,52	30	16 dias	8 bits (256 tons de cinza)
	2 – Green	0,52 – 0,60	30		
	3 – Red	0,63 – 0,69	30		
	4 – NIR	0,76 – 0,90	30		
	5 – SWIR-1	1,55 – 1,75	30		
	6 – TIRS	10,40 – 12,50	120		
	7 – SWIR-2	2,08 – 2,35	30		
Landsat-7 /ETM+	1 – Blue	0,45 – 0,52	30	16 dias	8 bits (256 tons de cinza)
	2 – Green	0,52 – 0,60	30		
	3 – Red	0,63 – 0,69	30		
	4 – NIR	0,77 – 0,90	30		
	5 – SWIR-1	1,55 – 1,75	30		
	6 – TIRS	10,40 – 12,50	60		
	7 – SWIR-2	2,08 – 2,35	30		
	8 – PAN	0,50 – 0,68	15		
Landsat-8 /OLI/TIRS	1 – Coastal/Aerosol	0,43 – 0,45	30	16 dias	12 a 16 bits (4096 a 55.000 tons de cinza)
	2 – Blue	0,45 – 0,51	30		
	3 – Green	0,53 – 0,59	30		
	4 – Red	0,64 – 0,67	30		
	5 – NIR	0,85 – 0,88	30		
	6 – SWIR-1	1,57 – 1,65	30		
	7 – SWIR-2	2,11 – 2,29	30		
	8 – PAN	0,50 – 0,68	15		
	9 – Cirrus	1,36 – 1,38	30		
	10 – TIRS-1	10,60 – 11,19	100		
	11 – TIRS-2	11,50 – 12,51	100		

*NIR – Infravermelho próximo; SWIR-1 e SWIR-2 – Infravermelho médio; TIRS, TIRS-1 e TIRS-2 – Infravermelho termal; PAN – Pancromática. **Landsat-8 do sensor OLI (bandas de 1 a 9) e sensor TIRS (bandas 10 e 11).

Fonte: NASA/USGS (2021).

Entre os diferentes conjuntos de satélites e sensores também se destaca o sensor MODIS a bordo dos satélites Terra e Aqua, plataformas pertencentes ao programa/projeto do EOS/NASA. O MODIS/Terra foi lançado em dezembro de 1999 e o MODIS/Aqua em maio de 2002. Possuem uma largura de faixa cruzada de visualização de 2.330 km, onde completa uma órbita terrestre a cada 1 ou 2 dias, com uma altitude padrão de 705 km (por exemplo, JUSTICE et al., 2002; NASA/MODIS, 2021; NASA/USGS, 2021).

O monitoramento espaço-temporal pelo sensor MODIS produz dados pré-processados de imagens atmosféricas, terrestres e oceânicas, permitindo avaliar condições climáticas/ambientais em escala regional e global, destacando os estudos sobre as mudanças climáticas do planeta Terra e as consequências dos efeitos das atividades antrópicas ao meio ambiente. Vale ressaltar que os dados orbitais do sensor MODIS são georreferenciados e corrigidos para os principais efeitos atmosféricos, como nuvens e aerossóis, entre outros (por exemplo, JUSTICE et al., 2002; NASA/MODIS, 2021; NASA/USGS, 2021). A Tabela 2 apresenta as características das bandas multiespectrais do sensor MODIS.

Tabela 2. Características das bandas multiespectrais do sensor MODIS (Terra e Aqua)

Satélite /Sensor	Banda multiespectral	Resolução espectral (μm)	Resolução espacial (m)	Resolução temporal Global	Resolução radiométrica
Terra e Aqua /MODIS	1	0,459 – 0,479	250	1 a 2 dias	12 bits
	2	0,545 – 0,565	250		
	3	0,620 – 0,670	500		
	4	0,841 – 0,876	500		
	5	1,230 – 1,250	500		
	6	1,628 – 1,652	500		
	7	2,105 – 2,155	500		
	8	0,405 – 0,420	1000		
	9	0,438 – 0,448			
	10	0,483 – 0,493			
	11	0,526 – 0,536			
	12	0,546 – 0,556			
	13	0,662 – 0,672			
	14	0,673 – 0,683			
	15	0,743 – 0,753			
	16	0,862 – 0,877			
	17	0,890 – 0,920			
	18	0,931 – 0,941			
	19	0,915 – 0,965			
	20	3,660 – 3,840			
	21	3,929 – 3,989			
	22	3,929 – 3,989			
	23	4,020 – 4,080			
	24	4,433 – 4,498			
	25	4,482 – 4,549			
	26	1,360 – 1,390			
	27	6,535 – 6,895			
	28	7,175 – 7,475			
	29	8,400 – 8,700			
	30	9,580 – 9,880			
	31	10,780 – 11,280			
	32	11,770 – 12,270			
	33	13,185 – 13,485			
	34	13,485 – 13,785			
	35	13,785 – 14,085			
	36	14,085 – 14,385			

Fonte: Adaptado de NASA/MODIS (2021) e NASA/USGS (2021).

As aplicabilidades dos satélites Landsat e Terra/Aqua possuem no presente estudo um suporte diretamente ligado às condições e/ou padrões de mapeamento à superfície terrestre, destacando os diferentes alvos, ou seja, os tipos de cobertura vegetal e uso da terra do Nordeste Brasileiro.

Dada importância, também se destaca o diagnóstico da precipitação pluviométrica remotamente, a partir do satélite *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM) que monitora a precipitação nos trópicos e auxilia de forma essencial na obtenção de dados de chuva, para verificar e analisar a influência da variabilidade climatológica regional e global, com respostas diretas aos eventos meteorológicos, ciclo da água e eventos extremos que causam desastres naturais (NASA, 2020) como a seca, que origina aceleradamente mudanças ambientais e condições de semiaridez na Região Nordeste sobretudo no Semiárido Nordestino.

O satélite TRMM é produto de uma missão conjunta entre a *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e *Japan Aerospace Exploration* (JAXA), iniciada em novembro de 1997 com final da operação em março de 2015, que foi sucedida pela missão *Global Precipitation Measurement* (GPM) – integração de multi-satélites, com início de operação em fevereiro de 2014, visando os mesmos objetivos em função de aprimoramentos mais específicos e efetivos nas medições da precipitação global (WANG et al., 2019; NASA, 2020).

O TRMM possui uma resolução temporal de três horas e cinco instrumentos/sensores a bordo com características diversas: o *Visible Infrared Radiometer* (VIRS), responsável pelo fornecimento em diferentes canais (μm) de observações de alta resolução da cobertura, tipo e temperaturas máximas de nuvens; o *TRMM Microwave Imager* (TMI), que fornece informações em diferentes frequências (GHz) sobre o conteúdo de precipitação da coluna integrada, água líquida e gelo da nuvem, como também a intensidade e tipos de chuva (estratiforme ou convectiva); *Precipitation Radar* (PR), responsável pela medição da distribuição de imagens 3D (observação da estrutura interna das tempestades) da chuva na terra e no oceano e define a profundidade da camada de precipitação; *Cloud and Earth Radiant Energy Sensor* (CERES), que fornece a energia no topo da atmosfera e estima os níveis de energia na atmosfera e na superfície da Terra e o *Lightning Imaging Sensor* (LIS), que é responsável pela detecção e localização de relâmpagos na região tropical do globo terrestre (NASA/JAXA/TRMM, 2021).

O conjunto de dados geoespacial do satélite TRMM modernizou as análises de comportamento das chuvas tropical e subtropical em suas diferentes formas e intensidades no espaço e no tempo, ao passo que impulsionou as pesquisas científicas a compreenderem

detalhadamente as condições do clima e do tempo por todo o globo terrestre. A combinação de dados de chuva estimados remotamente com observações das estações meteorológicas contribui significativamente para o aumento da distribuição espacial de dados climatológicos e hidrológicos da Região Nordeste do Brasil.

Em face da relevância e necessidade de dados *in situ*, para monitorar em larga escala a dinâmica espaço-temporal das condições de cobertura e uso da terra e condições climáticas da Região Nordeste, as pesquisas que se utilizam de conjuntos de dados de sensoriamento remoto orbital permitem compreender eficientemente o padrão de comportamento das condições biofísicas, climáticas e hidrológicas, tanto diante das mudanças climáticas a partir dos fenômenos de grande escala e complexidade climatológica quanto pelas práticas das atividades humanas na natureza.

5.4 Cobertura e uso da terra (MapBiomias Brasil)

As informações geoespaciais das condições de mudanças e padrões de respostas dos diferentes tipos de cobertura e uso da terra são úteis para tratar de questões relacionadas ao monitoramento da vegetação nativa, como nas ações que visam o combate ao desmatamento e queimadas, também com utilidades relacionadas ao manejo adequado das atividades agropecuárias, como no controle das áreas de agricultura irrigada e de pastagem, também possui grande utilidade no monitoramento dos recursos hídricos para apoiar no planejamento e gestão na tomada de decisões relacionadas ao uso sustentável da água e seus usos múltiplos e, por fim, no monitoramento de áreas secas, de alto déficit hídrico, a exemplo do Semiárido Nordestino, que sofre com a variabilidade pluviométrica, sendo estas regiões mais vulneráveis aos efeitos das condições do clima e do tempo (eventos de mudanças climáticas), com mudanças ambientais aceleradas pelas pressões das atividades antrópicas e ausência de gestão institucional pública, principalmente em escala de município.

No Brasil, uma rede pública e gratuita, de iniciativa colaborativa de especialistas em sensoriamento remoto orbital junto às universidades, ONGs e empresas parceiras de tecnologia alavancaram um projeto pioneiro no mundo sem precedentes, para a compreensão da dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra, com aplicações de mapeamento/monitoramento exclusivas nos biomas Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica, Pampa e Pantanal. Essa rede de monitoramento em constante atualização é o Projeto MapBiomias Brasil (<https://mapbiomas.org/o-projeto>), que tem como principal propósito contribuir para o

entendimento detalhado da dinâmica espaço-temporal dos diferentes usos do solo em todo o território nacional, baseando-se no desenvolvimento e implementação de uma metodologia prática e rápida, confiável e de baixo custo operacional, para gerar mapas temáticos anuais da cobertura e uso da terra (MAPBIOMAS BRASIL, 2020).

O Projeto MapBiomias Brasil teve início em meados do ano de 2015, e vale destacar a alta aplicabilidade técnica e operacional da sua plataforma com processos automatizados, que modernizou a capacidade de produção digital de mapas da cobertura e uso da terra a partir da cooperação técnica junto a plataforma *Google Earth Engine*, específica no processamento digital automático em nuvem.

A plataforma MapBiomias Brasil tem como base e referência para o desenvolvimento dos mapas temáticos dados geoespaciais da série de satélites Landsat (por exemplo, Landsat-5 do sensor TM; Landsat-7 do sensor ETM+ e Landsat-8 do sensor OLI), ambos com resolução espacial de 30 m e disponibilidade de dados multitemporais, desde o ano 1985. Com isso, apresenta-se uma fonte de dados consistentes ao longo do tempo, a partir da implementação de uma metodologia de baixo custo e de acesso aberto para integração nos estudos sobre o meio ambiente nacional. Os mapas temáticos anuais contêm até 105 camadas de informações e ao final de todo o processamento digital estes são avaliados/validados criteriosamente quanto à sua qualidade estatística por meio de análise de acurácia, com estimativas das taxas de acerto geral e também de acerto e erro para cada um dos temas transversais mapeados (PONTIUS JR & MILLONES, 2011; MAPBIOMAS BRASIL, 2020).

A disponibilidade pública e consistência dos dados trouxeram alto impacto nos estudos de ciências da Terra e promoveram o desenvolvimento de pesquisas ainda mais detalhadas sobre as condições de mudanças dos usos do solo nos diferentes biomas do Brasil, ao longo do tempo. Os estudos englobam principalmente o monitoramento das áreas de vegetação nativa (mapeamento da perda e/ou resiliência da cobertura vegetal natural dos biomas), pastagem (qualidade e degradação), agricultura (evolução da irrigação e mapeamento de culturas diversas), recursos hídricos (condição hídrica de rios, riachos, lagos, lagoas e reservatórios estratégicos), infraestrutura urbana, entre outros temas transversais (por exemplo, ROSA, 2016; PARENTE et al., 2017; PARENTE & FERREIRA, 2018; DINIZ et al., 2019; MAS et al., 2019; PARENTE et al., 2019a e 2019b; SOUZA JR et al., 2019; ALENCAR et al., 2020; FENDRICH et al., 2020; MAPBIOMAS BRASIL, 2020; SANTOS et al., 2020c; SARAIVA et al., 2020; SILVA et al., 2020a; SOUZA JR et al., 2020; ARRUDA et al., 2021; DINIZ et al., 2021; ROSA et al., 2021).

Contudo, vale frisar que em todo o mundo mapas temáticos da cobertura e uso da terra no espaço e no tempo geralmente não estão disponíveis, o que dificulta a compreensão de processos degradantes ao meio ambiente como a erosão do solo, degradação ambiental e desertificação, principalmente quando se trata de regiões áridas e semiáridas. Quando na presente pesquisa visa, a partir desse banco de dados multitemporal, auxiliar na identificação de tendências correspondentes dos usos da terra sobre áreas distintas e, mais especificamente, nas tendências de perda e ganho da vegetação nativa, área não vegetada, agropecuária e disponibilidade hídrica da Região Nordeste, com ênfase para o Semiárido Nordestino.

5.4.1 Condições físico-hídricas e parâmetros biofísicos à superfície

A partir das intensificações dos efeitos degradantes pela condição de alta variabilidade climática e atividades antrópicas voltadas para os diferentes usos e ocupação da terra, torna-se essencialmente importante estudar e analisar as condições físico-hídricas da Região Nordeste por meio de um monitoramento ambiental no espaço e no tempo, especialmente sobre as áreas de condições mais secas (déficit hídrico acentuado pela alta variabilidade pluviométrica), que apresentam eventos de seca mais longos e intensificados ao longo do tempo, como é o caso do Semiárido Nordestino.

Diante da necessidade de pesquisas que avancem com o monitoramento espaço-temporal de parâmetros biofísicos à superfície em larga escala, com o advento do sensoriamento remoto orbital e processamento digital em nuvem, é significativo obter informações da dinâmica físico-hídrica da cobertura da terra, que auxilia de forma direta para o uso sustentável dos recursos hídricos, naturais e do solo, assim, ajudando a planejar medidas de preservação da vegetação natural e mitigação dos impactos ambientais nessas regiões.

O cálculo de parâmetros biofísicos por conjuntos de técnicas de sensoriamento remoto orbital requer vários procedimentos de conversão, calibração e correção atmosférica diante das bandas multiespectrais das imagens de satélites. E, para tanto, necessita de atenção nas suas estimativas, a depender do processamento digital adotado e dos sensores escolhidos, já que para alguns dados derivados de satélites são disponibilizadas bandas georreferenciadas, corrigidas aos efeitos atmosféricos e convertidas para refletância da superfície, como é o caso do sensor MODIS.

A estimativa dos índices (identificação das características inerentes às condições biofísicas da superfície terrestre que resulta em diferentes trocas de energia, relacionadas à sua

capacidade de absorver e refletir a radiação solar) faz alusão à compreensão das mudanças climáticas/ambientais local e regional, avaliando principalmente a condição da vegetação verde, biomassa vegetal e o padrão de paisagem das superfícies heterogêneas. Entretanto, vale ressaltar, em específico, a complexidade de se analisar a cobertura vegetal principalmente no Semiárido, quando a vegetação está sujeita à influência da ausência e/ou presença dos eventos de chuva. Com isso, deve-se ter um monitoramento constante das mudanças da cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro.

As aplicações de índices de vegetação à superfície por meio de imagens orbitais de satélites são importantes para distinguir informações espectrais da vegetação a partir de combinações de bandas multiespectrais da refletância espectral, que variam conforme o tipo da cobertura vegetal e possuem, por sua vez, um determinado comprimento de onda, indicando o seu comportamento, além da quantidade e qualidade da vegetação no ambiente (BARBOSA et al., 2006; SOUZA et al., 2020). Todavia, quando na proposta da integração de diversos índices biofísicos e na combinação das diferentes condições de mudanças das superfícies vegetadas e hídricas, os resultados podem ser ainda mais promissores.

Para esse tipo de monitoramento espectral da cobertura da terra vale destacar alguns índices, como o índice de vegetação da diferença normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) (ALLEN et al., 2002; HUETE et al., 2002; BARBOSA et al., 2006; ALLEN et al., 2007); índice de vegetação melhorado (*Enhanced Vegetation Index* – EVI) (HUETE et al., 1997; HUETE et al., 2002); índice de vegetação ajustado ao solo (*Soil Adjusted Vegetation Index* – SAVI) (HUETE et al., 1988; ALLEN et al., 2002; ALLEN et al., 2007); índice de área foliar – IAF (ALLEN et al., 2002; ALLEN et al., 2007); índice da diferença normalizada da água (*Normalized Difference Water Index* – NDWI) (MCFEETERS, 1996) e índice da diferença normalizada da água modificado (*Modified Normalized Difference Water Index* – MNDWI) (XU, 2006).

Os índices de vegetação funcionam como indicadores sensíveis das condições da cobertura vegetal, ou seja, da saúde e vigor da vegetação (uma vegetação verde), das condições das áreas agrícolas e até mesmo das condições de umidade demonstrando, assim, as características vegetais e respostas espectrais da cobertura e uso da terra sobre áreas de superfície heterogênea. Diversas pesquisas se utilizam desses índices para estudos sobre a detecção dos efeitos da seca e estiagem, principalmente em regiões semiáridas, para o monitoramento de tendências e/ou risco da desertificação, avaliação da condição hídrica, mapeamento dos campos de pastagem e, também, de áreas agrícolas, na agricultura de precisão

e estimativa de produtividade (por exemplo, BARBOSA et al., 2006; BEZERRA et al., 2014; CUNHA et al., 2015; VOROVENCII, 2015; BARBOSA & KUMAR, 2016; LINS et al., 2017; VOROVENCII, 2017; TOMASELLA et al., 2018; MARIANO et al., 2018; SILVA et al., 2019a; FERREIRA et al., 2020; SANTOS et al., 2020c; SILVA et al., 2020a; SILVA FILHO et al., 2020; SOUZA et al., 2020).

A estimativa, por sensoriamento remoto, de parâmetros biofísicos como albedo e temperatura da superfície também são importantes principalmente por estarem associados à cobertura e uso da terra. O monitoramento desses parâmetros pode funcionar como indicadores e auxiliar nos impactos das mudanças climáticas e agroambientais, tendo em vista que o albedo e a temperatura podem ser correlacionados com os diferentes índices de vegetação, ao passo que são parâmetros fundamentais no controle dos processos físico-químicos e biológicos, e também nos estudos sobre o balanço de energia quando influenciam diretamente no saldo de radiação à superfície, este que exerce papel fundamental nos processos de troca de energia entre a superfície terrestre e atmosfera, a destacar-se como a principal fonte de energia a ser utilizada na evapotranspiração da cobertura vegetal (ZHANG et al., 2009; CUNHA et al., 2015; OLIVEIRA et al., 2015; LI et al., 2016; LIU et al., 2016; SILVA et al., 2016; PADOVANNI et al., 2018; SILVA et al., 2019b; FERREIRA et al., 2020; LENG et al., 2020; SILVA et al., 2020b).

O albedo é um dos principais componentes do balanço de energia, definido como a proporção do fluxo de energia refletida pela superfície em relação ao fluxo de energia incidente, desse modo, controlando as condições climáticas/ambientais e as condições de absorção da radiação, podendo afetar o balanço de energia, os processos da evapotranspiração, fotossíntese e respiração das plantas (WANG et al., 2001; TASUMI et al., 2008; SILVA et al., 2016).

A temperatura da superfície, como destacado, é um dos principais indicadores das mudanças da cobertura e uso da terra, do uso e ocupação do solo, sendo influenciada por alterações do clima global, regional e local (efeitos das mudanças climáticas e dos eventos de seca e estiagem). O seu monitoramento espaço-temporal permite analisar e caracterizar os padrões de respostas da paisagem em função das condições climáticas/ambientais e, principalmente, sua relação com as características da superfície e diferentes alvos, tanto em função do ambiente natural (vegetação) quanto das áreas impermeabilizadas e de infraestrutura urbana e/ou em ambiente degradado/desertificado (BEZERRA et al., 2014; CUNHA et al., 2015; BEZERRA et al., 2020; FERREIRA et al., 2020; SILVA et al., 2020b).

Li et al. (2016) destacaram que o drástico aumento da temperatura global tem impactado consideravelmente o ciclo da água e a dinâmica da vegetação em todo o mundo, com implicações nos serviços ecossistêmicos terrestres.

Para a concretização de medidas eficientes quanto ao planejamento e gestão dos recursos hídricos e agricultura no Nordeste Brasileiro, torna-se necessário realizar também um monitoramento espaço-temporal de componentes do ciclo hidrológico, em específico, a precipitação e evapotranspiração (XAVIER JR et al., 2019). A interação/feedback de informações meteorológicas junto às condições do padrão de paisagem da cobertura vegetal pode apresentar correlações significativas e respostas consistentes do comportamento do meio ambiente.

A relação no espaço/tempo das condições físico-hídricas (ou seja, índices de vegetação, albedo e temperatura da superfície, e a evapotranspiração real) com o clima favorece na compreensão e avaliação dos impactos e na dinâmica ambiental, especialmente da vegetação nativa. De modo a avaliar, principalmente, a influência da variabilidade das chuvas em função da dinâmica da cobertura vegetal no Nordeste Brasileiro, no qual possui ecossistemas altamente dinâmicos, pois compõe-se de diferentes biomas, sendo o bioma Caatinga predominante em toda a região, este que responde de forma direta e rápida às condições de mudanças e variabilidade climática, onde a precipitação torna-se um fator dominante e ao mesmo tempo controlador da estrutura, condição fisiológica e da distribuição da vegetação nativa no ambiente semiárido (ARRAES et al., 2012; D'ODORICO et al., 2013; BEZERRA et al., 2014; CUNHA et al., 2015; VIEIRA et al., 2015; BARBOSA & KUMAR, 2016; SCHULZ et al., 2017; SILVA et al., 2019a; BEZERRA et al., 2020; FERREIRA et al., 2020; RODRIGUES et al., 2020; SILVA et al., 2020b; SILVA FILHO et al., 2020).

Wang et al. (2001) afirmam que as mudanças nas condições climáticas podem causar alterações nas características biofísicas da superfície do albedo e no índice de área foliar afetando, desse modo, o crescimento das plantas que, conseqüentemente, pode afetar as trocas de energia e o clima próximo à superfície, como as condições de temperatura, umidade e precipitação.

Um dos principais parâmetros hidrológicos, a evapotranspiração, é fundamental no planejamento e gestão dos recursos hídricos, e também no monitoramento e avaliação da seca das regiões semiáridas, pois representa a evaporação da superfície da terra mais a transpiração das plantas (BOGAWSKI & BEDNORZ, 2014; SALAMA et al., 2015; LIU et al., 2016). Vale ressaltar que o método padrão de estimativa da evapotranspiração é a equação de Penman-

Monteith, convencionado pela FAO 56, devido apresentar interatividade entre a base física e os parâmetros fisiológicos e aerodinâmicos das plantas (ALLEN et al., 1998; CAMARGO & CAMARGO, 2000). Entretanto, a aplicação dessa equação, principalmente para as regiões do Nordeste e especificamente para o Semiárido Brasileiro, pode ser uma desvantagem por necessitar de uma diversidade de variáveis meteorológicas que nem sempre estão disponíveis nessas regiões, devido à ausência de equipamentos e estações meteorológicas.

A evapotranspiração pode ser estimada a partir de métodos diretos e indiretos. Os diretos possuem devida complexidade com medidas pontuais, aquisição de equipamentos, demanda de tempo além de possuir custos elevados. Todavia, esses fatores são superados pelos avanços tecnológicos mediante os fundamentos dos métodos indiretos, quando estes avançaram sobre os ajustes dos dados meteorológicos a partir de modelos matemáticos, com boa precisão e exatidão de estimativa, que, por sua vez, necessitam de calibrações regionais (por exemplo, MOURA et al., 2013; BOGAWSKI & BEDNORZ, 2014; MARIANO et al., 2015; SALAMA et al., 2015).

A evapotranspiração, por outro lado, pode ser estimada via sensoriamento remoto orbital de forma prática e eficiente, tendo como principal vantagem o baixo custo operacional em larga escala, no espaço e no tempo. A partir de um conjunto de técnicas, as pesquisas têm se desenvolvido na aprimoração de modelos da evapotranspiração, dando suporte aos diversos modelos hidrológicos. Contudo, é um parâmetro que está intimamente ligado aos setores da agricultura irrigada (manejo e dimensionamento adequado dos projetos de irrigação) e nos estudos ligados aos campos de atuação da climatologia, meteorologia e hidrologia. Possui influência direta sobre o ciclo hidrológico e a disponibilidade hídrica, e está associada às condições/padrões de cobertura e uso da terra, que se resume na capacidade da vegetação em absorver a umidade do solo por meio das raízes e perdê-la principalmente via foliar para a atmosfera, que se torna uma medida de gerenciamento efetivo para o uso adequado dos recursos hídricos da Região Nordeste (por exemplo, BASTIAANSSEN et al., 2005; TANG et al., 2013; OLIVEIRA et al., 2014; SALAMA et al., 2015; ANJOS et al., 2016; LI et al., 2016; LIU et al., 2016; XAVIER et al., 2016; ZHANG et al., 2016; LINS et al., 2017; MARTINS et al., 2019; MUTTI et al., 2019; SANTOS et al., 2020a).

Posto isso, com o aumento dos efeitos das mudanças climáticas e das pressões das atividades antrópicas ao meio ambiente, salienta-se para a necessidade de modelagens de parâmetros entre a interface superfície e atmosfera. A quantificação e caracterização espacial dos parâmetros físico-hídricos sobre a variabilidade quantitativa e espaço-temporal da

cobertura e uso da terra são importantes no monitoramento das áreas de preservação ambiental onde se encontra a floresta nativa, áreas de agricultura irrigada, campos de pastagem, infraestrutura urbana, entre outros, para propor e orientar os manejos adequados da exploração dos recursos hídricos e vegetais, ao passo que, dessa forma, pode-se compreender e investigar as condições físico-hídricas do ambiente natural e/ou degradado.

6 MATERIAL E MÉTODOS

6.1 Área de estudo

A área geográfica da presente pesquisa é a Região Nordeste do Brasil, dando ênfase ao Semiárido Nordestino, que se localiza nas seguintes coordenadas geográficas, entre os paralelos de 1° S e 18° S e entre os meridianos de 34° W e 48° W (Figura 1). O Nordeste Brasileiro ocupa uma área de 1.551.992 km² (18,24% do território nacional) com uma população estimada em 57.374.243 habitantes, conforme o censo demográfico do ano de 2020, assegurando-se como a segunda Região mais populosa do Brasil (IBGE, 2020a).

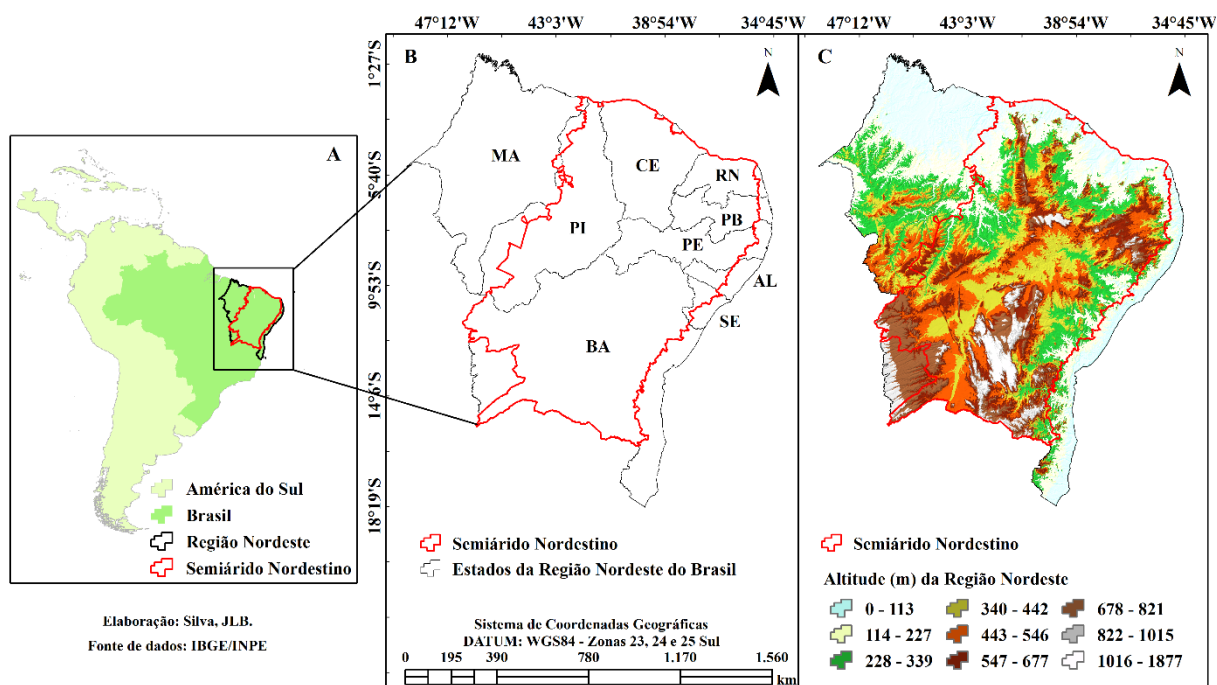


Figura 1. Distribuição espacial de localização da Região Nordeste do Brasil e Semiárido Nordestino (A), destacando os Estados (B) e altitude da Região (C)

A partir do modelo digital de elevação (MDE) proveniente do projeto *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), é processado o mapa espacial de altitude (metros) do Nordeste Brasileiro. Os dados SRTM são disponibilizados pelo Serviço Geológico dos Estados Unidos (*United States Geological Survey* – USGS) e são interpolados para uma resolução espacial de 30 m pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e georreferenciados pelo Sistema de Coordenadas Geográficas, DATUM: WGS1984 – zonas 23, 24 e 25 S (Figura 1C). Vale destacar que as zonas são designadas no sentido das latitudes, onde podem ser identificadas por letras, divididas entre os Hemisférios Norte e Sul.

A Região Nordeste do Brasil apresenta uma temperatura do ar média anual entre 22 e 26 °C, e uma precipitação total anual variando de 2.500 mm, no litoral leste, a valores inferiores a 500 mm, especificamente nas regiões entre os estados da Bahia e Pernambuco, exatamente na região central do Semiárido Brasileiro, e também nas regiões do Cariri da Paraíba e Seridó do Rio Grande do Norte (ALVARES et al., 2013).

No Nordeste Brasileiro encontram-se os ecossistemas dos biomas Amazônia (114.047 km² – 7,35%), Cerrado (451.710 km² – 29,11%), Mata Atlântica (156.030 km² – 10,05%) e Caatinga, sendo este a cobertura vegetal predominante em mais da metade da área total da Região (IBGE, 2019).

O bioma Caatinga possui como tipo de vegetação predominante a Savana-Estépica (Caatinga), com percentual de 63,30% da área total. Outros tipos de vegetação são o Cerrado (um tipo de Savana), com percentual de 1,61%; Floresta Ombrófila Aberta (0,28%) e densa (0,12%); Floresta Estacional Semidecidual (2,13%), com maior representatividade no estado da Bahia; Floresta Estacional Decidual (8,32%), predominante nas regiões centro-sul da Bahia e no norte do estado de Minas Gerais (que na região mineira denomina-se de Mata Seca); Formação Pioneira (0,89%), representada pelas restingas e mangues da costa dos estados do Piauí, Ceará e Rio Grande do Norte; outros 22,21% são áreas de contato entre os tipos de vegetação e 1,14% são áreas cobertas por corpos hídricos (IBGE, 2019).

O Semiárido Nordestino, área específica deste estudo (Figura 1), tem predominância da cobertura vegetal de Caatinga. Essa região possui um total de 1.171 municípios com população estimada em aproximadamente 26.378.043 habitantes e uma extensão territorial total de 1.006.778 km² abrangentes nos estados de Alagoas (com 38 municípios inseridos e área total de 12.646 km²); Bahia (278 municípios e área total de 445.613 km²); Ceará (175 municípios e área total 146.945 km²); Maranhão (2 municípios e área total de 3.547 km²); Paraíba (194 municípios e área total de 51.335 km²); Pernambuco (123 municípios e área total de 86.145 km²); Piauí (185 municípios e área total de 200.301 km²); Rio Grande do Norte (147 municípios e área total de 49.098 km²) e Sergipe (29 municípios e área total de 11.106 km²) (MI/SUDENE, 2020).

6.2 Dados derivados de satélites Landsat (MapBiomas Brasil)

6.2.1 Análise de tendência da cobertura e uso da terra (Teste de Mann-Kendall e estimador de inclinação de Sen)

A análise de tendência é responsável pela quantificação dos padrões de mudanças e tendências de diferentes tipos de cobertura e uso da terra ao longo do tempo, numa série temporal de 20 anos (2000-2019). As informações de tendências anuais de perda e ganho trazem benefícios significativos para o entendimento das dimensões do quadro da variabilidade climática e pressões das atividades antrópicas, gerando resultados para o planejamento adequado e gestão de adaptação dos recursos hídricos e naturais do Nordeste do Brasil (por exemplo, SILVA et al., 2015; SANTOS et al., 2020b).

A partir da coleção 5.0 das classificações temáticas de mapas anuais da cobertura e uso da terra do MapBiomas Brasil, realizou-se uma análise de tendência dos usos do solo da Região Nordeste pelo teste estatístico não paramétrico de Mann-Kendall, destacando-se as áreas com cobertura de floresta densa (nativa), de formação natural não florestal, agropecuária, área não vegetada e de corpos hídricos. A estatística do teste (S) de Mann-Kendall é descrita pela Equação 1 (MANN, 1945; KENDALL, 1975).

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{Sgn}(x_j - x_i) \quad (1)$$

em que, n – corresponde o número de pontos de dados; x_i e x_j são dados nas séries temporais i e j ($j > i$), respectivamente, e $\text{Sgn}(x_j - x_i)$ é definido pela Equação 2.

$$\text{Sgn}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1, & \text{se } (x_j - x_i) > 0 \\ 0, & \text{se } (x_j - x_i) = 0 \\ -1, & \text{se } (x_j - x_i) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Sendo o conjunto de dados distribuído de forma idêntica e independente, a média de S é zero e a variância de S é dada conforme a Equação 3.

$$\text{Var}(S) = \frac{[n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^q t_i(t_i-1)(2t_i+5)]}{18} \quad (3)$$

em que, n – número do conjunto de dados; t_i – número de valores no i -ésimo grupo; q – número de grupos contendo valores repetidos.

Durante a série temporal de 20 anos de dados, o valor estatístico S pode ser transformado em Z_S , de acordo com as seguintes condições dada pela Equação 4.

$$Z_S = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{se } S > 0 \\ 0, & \text{se } S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{se } S < 0 \end{cases} \quad (4)$$

em que, o valor Z_S caracteriza se há tendência no teste de Mann-Kendall. Os valores de Z_S positivos indicam uma tendência crescente, enquanto os valores de Z_S negativos indicam uma tendência decrescente e se o valor de Z_S for 0, não há tendência. No presente estudo são utilizados os níveis de confiança de 99% e 95%.

De modo que, logo em seguida à identificação das tendências pelo teste de Mann-Kendall (Z_S) para os diferentes usos da terra, realizou-se uma análise da magnitude da tendência por meio do teste de inclinação de Sen (Q) (SEN, 1968), objetivando estimar a verdadeira inclinação da determinada tendência (Z_S) anual, por um modelo de estimativa de tendência linear, conforme a Equação 5.

$$Q_i = \left(\frac{x_j - x_k}{j - k} \right), \text{ para } i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (5)$$

em que, x_j e x_k – são os valores dados nos tempos j e k ($j > k$), respectivamente. Se houver n valores de x na série de tempo obtêm-se $N = n(n-1)/2$ estimativas de inclinação Q_i . Os valores N de Q_i são classificados do menor ao maior e o estimador de inclinação de Sen é a mediana dos valores N de Q_i (por exemplo, SILVA et al., 2015; SANTOS et al., 2020b).

A análise de tendência pelo teste de Mann-Kendall e estimador de inclinação de Sen para a cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro é realizada a partir do software R, versão 3.6.1 (R CORE TEAM, 2019).

6.3 Dados orbitais de produtos do sensor MODIS dos satélites Terra/Aqua

Com a finalidade de desenvolver mapas temáticos das condições físico-hídricas a partir de parâmetros biofísicos no espaço e no tempo, a pesquisa, em sua maior parte, é desenvolvida em função da série multitemporal de imagens do sensor MODIS a bordo dos satélites Terra (MOD) e Aqua (MYD) (<https://modis.gsfc.nasa.gov/>), com sistema de projeção de grade sinusoidal para a Região Nordeste do Brasil, com tiles (quadrantes) entre h13v09 e h13v10, h14v09 e h14v10 (1200 x 1200 km).

As imagens MODIS foram manejadas e processadas automaticamente por meio da plataforma digital em nuvem do *Google Earth Engine* (<https://earthengine.google.com/>), que comporta uma biblioteca com múltiplas funções de análises matemáticas e modelagem computacional (de análises estatísticas diversas), e operações de aprendizado de máquina a partir de algoritmos específicos para o processamento de imagens de satélites e cálculo de diferentes parâmetros biofísicos à superfície.

Como primeiro critério para o desenvolvimento do script de processamento digital, é adotado o mascaramento de nuvens. Vale destacar que o sensor MODIS corrige erros de imagens aos efeitos atmosféricos associados, principalmente, às nuvens e suas sombras e aos aerossóis.

Como segundo critério deste estudo, o processamento digital para o sensor MODIS é baseado no pixel médio para ambos os índices geofísicos ao longo da série temporal, que compreende um processamento digital sobre todas as imagens orbitais com resolução temporal de 8 dias ao longo de cada ano. Nesse sentido, realizando-se uma avaliação espaço-temporal de todos os parâmetros biofísicos à superfície.

A Tabela 3 destaca o número acumulado de imagens anuais, com período de 8 dias entre uma imagem e outra, que compreende a análise espaço-temporal do estudo para cada parâmetro, totalizando 911 imagens orbitais entre os anos de 2000 e 2019 (série temporal de 20 anos).

Tabela 3. Quantidade de imagens processadas para cada parâmetro físico-hídrico na análise espaço-temporal do sensor MODIS (2000-2019)

	Nº de imagem processada		Nº de imagem processada	
	Ano		Ano	
Sensor MODIS	2000	40	2010	46
	2001	45	2011	46
	2002	46	2012	46
	2003	46	2013	46
	2004	46	2014	46
	2005	46	2015	46
	2006	45	2016	45
	2007	46	2017	46
	2008	46	2018	46
	2009	46	2019	46
Total	911			

Desse modo, para a aplicação adequada e utilização eficaz das imagens do sensor MODIS na plataforma *Google Earth Engine*, especialmente nos cálculos dos diferentes índices de vegetação e albedo da superfície, são aplicados fatores de correção/calibração e fatores multiplicadores referentes a cada banda multiespectral do produto do sensor MODIS da refletância da superfície (<https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/mod09.php>). Vale destacar que o nível de processamento L3 apresenta variáveis em grades uniformes em diversas resoluções espaciais e temporais (Tabela 4).

Tabela 4. Características do produto do sensor MODIS, refletância da superfície

Produto do sensor MODIS					
Refletância da superfície – Terra (MOD09A1) e Aqua (MYD09A1) – Versão 6					
Banda multiespectral	Resolução temporal	Resolução espacial	Resolução radiométrica	Nível de processamento	Fator multiplicador
r_1 (0,620 – 0,670 μm)					
r_2 (0,841 – 0,876 μm)					
r_3 (0,459 – 0,479 μm)					
r_4 (0,545 – 0,565 μm)	8 dias	500 m	16 bits	L3	0,0001
r_5 (1,230 – 1,250 μm)					
r_6 (1,628 – 1,652 μm)					
r_7 (2,105 – 2,155 μm)					

Fonte: Adaptado de Vermote et al. (2015) e NASA/MODIS (2021).

O produto da refletância do sensor MODIS (Terra – MOD09A1 e Aqua – MYD09A1, versão 6) fornece uma estimativa da refletância espectral de superfície das bandas multiespectrais de 1 a 7, tais quais são corrigidas para as condições atmosféricas por meio da remoção de gases e aerossóis. Esse conjunto de dados do MODIS é avaliado/validado como sendo de alta acurácia e precisão para quantificar as condições de mudanças ambientais regional e global, por sensoriamento remoto. O produto da refletância é composto por valores pixel a pixel referentes a um período de 8 dias, tal qual é escolhido um valor base para cada banda que contém a melhor observação durante esse período, valor este relacionado às melhores condições de correção atmosférica bem como à ausência e/ou sombra de nuvens (por exemplo, VERMOTE et al., 2002).

No presente estudo, ressalta-se que o produto corrigido da refletância da superfície é utilizado para uma série de estimativas de parâmetros físico-hídricos à superfície, em destaque, o albedo e os índices de vegetação e de água, fornecendo um conjunto de dados geoespaciais de 20 anos para toda a Região Nordeste do Brasil.

O albedo da superfície é calculado em função das bandas multiespectrais da refletância, utilizando coeficientes de peso sugeridos por Tasumi et al. (2008). Os coeficientes para o sensor MODIS são determinados com base na radiação solar à superfície, especificamente para o uso em aplicações operacionais do balanço de energia, representando cada uma das sete bandas do MODIS. Cada coeficiente de peso é adquirido pela razão entre a constante solar específica da banda multiespectral e a somatória de todas as bandas do produto da refletância (Tabela 4). Esses valores são calibrados para diferentes tipos de cobertura e uso da terra associados a cada uma das bandas multiespectrais da refletância com boa concordância (ALLEN et al., 2007; TASUMI et al., 2008).

Vale destacar que, para o cálculo do albedo, os coeficientes de peso são diferentes para os demais satélites/sensores, por exemplo, para os satélites da série Landsat. De modo que, inicialmente, é necessário realizar processos de conversões/reescalamento, ou seja, converter-se os níveis de cinza das imagens a partir de calibração radiométrica em radiância espectral e refletância no topo da atmosfera (processo detalhado, por exemplo, SILVA, 2016). Estudos destacam constantes necessárias para os diferentes sensores a bordo do Landsat e fornecem uma base para comparação padronizada mesmo com imagens de períodos diferentes. E, por fim, permite-se a partir de valores calibrados chegar-se aos coeficientes de peso para cálculo do albedo e, também, em constantes de calibração para a temperatura da superfície, de modo que ambos os sensores e inclusive o sensor MODIS possuem processos de calibração

semelhantes (por exemplo, CHANDER & MARKHAM, 2003; ALLEN et al., 2007; TASUMI et al., 2008; CHANDER et al., 2009; SILVA et al., 2016).

Desse modo, o albedo da superfície é estimado a partir do produto do sensor MODIS, que é a refletância espectral da superfície, conforme a Equação 6 (TASUMI et al., 2008).

$$\alpha_{\text{sup}} = 0,215 \cdot r_1 + 0,215 \cdot r_2 + 0,242 \cdot r_3 + 0,129 \cdot r_4 + 0,101 \cdot r_5 + 0,062 \cdot r_6 - 0,036 \cdot r_7 \quad (6)$$

em que, α_{sup} – albedo da superfície; valores numéricos – coeficientes de peso referentes à cada banda multiespectral do produto do sensor MODIS (por exemplo, TASUMI et al., 2008); r_1 , r_2 , r_3 , r_4 , r_5 , r_6 e r_7 – correspondem às bandas multiespectrais do produto da refletância (Tabela 4).

Os índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IAF, e de água NDWI e MNDWI são calculados em função das bandas multiespectrais da refletância da superfície. Estes que se apresentam como indicadores sensíveis das condições de mudanças da cobertura e uso da terra como, a biomassa vegetal, avaliação da condição hídrica, produtividade agrícola e atividade fotossintética (HUETE, 1988; HUETE et al., 2002; ALLEN et al., 2002; BARBOSA et al., 2006; SILVA et al., 2019a; SANTOS et al., 2020c; SILVA et al., 2020a).

Os índices NDVI, SAVI e IAF são obtidos a partir da integração de duas bandas multiespectrais, ou seja, a utilização da refletância de dois comprimentos de ondas. O índice EVI utilizou-se de três bandas multiespectrais da refletância e os índices NDWI e MNDWI são obtidos através de duas bandas multiespectrais diferentes dos demais índices e entre si.

O índice de vegetação da diferença normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) é característico de apresentar as condições da vegetação verde e de áreas agrícolas, onde é estimado em função da razão entre a diferença das bandas multiespectrais da refletância do infravermelho próximo ($r_{b\ IV}$) e do vermelho ($r_{b\ VM}$) pela soma das mesmas, conforme a Equação 7 (HUETE, 1988; HUETE et al., 2002; ALLEN et al., 2002; ALLEN et al., 2007; BARBOSA et al., 2006; TOMASELLA et al., 2018; BARBOSA et al., 2019; SANTOS et al., 2020c; SILVA et al., 2020a).

$$\text{NDVI} = \frac{r_{b\ IV} - r_{b\ VM}}{r_{b\ IV} + r_{b\ VM}} \quad (7)$$

em que, $r_{b\ IV}$ e $r_{b\ VM}$ – correspondem às bandas multiespectrais da refletância r_2 (0,841 – 0,876 μm) e r_1 (0,620 – 0,670 μm) (Tabela 4), respectivamente.

O índice de vegetação melhorado (*Enhanced Vegetation Index* – EVI) possui a característica e tem como diferencial a correção/calibração de reduzir as principais influências/ruídos da atmosfera, minimizando os efeitos dos aerossóis e favorecendo a correção de luz refletida e, ainda, apresentando sensibilidade às variações da vegetação de alta densidade de biomassa vegetal. O índice EVI é estimado a partir das bandas multiespectrais da refletância do infravermelho próximo ($r_{b\ IV}$), do vermelho ($r_{b\ VM}$) e da banda azul ($r_{b\ B}$), conforme a Equação 8 (HUETE, 1997; HUETE et al., 2002).

$$EVI = G \frac{(r_{b\ IV} - r_{b\ VM})}{(r_{b\ IV} + C_1 \times r_{b\ VM} - C_2 \times r_{b\ B} + L)} \quad (8)$$

em que, $r_{b\ IV}$, $r_{b\ VM}$ e $r_{b\ B}$ – correspondem às bandas multiespectrais da refletância r_2 (0,841 – 0,876 μm), r_1 (0,620 – 0,670 μm) e r_3 (0,459 – 0,479 μm) (Tabela 4), respectivamente; G – fator de ganho, de valor 2,5 (HUETE et al., 2002); C_1 e C_2 – são os coeficientes do termo de resistência aos aerossóis, que utiliza a faixa azul para corrigir influências de aerossol na faixa vermelha. Conforme Huete et al. (2002), atribui-se o valor de 6 para o C_1 , e de 7,5 para C_2 ; L – ajuste de fundo do dossel, é escolhido para o presente estudo o valor de 0,5, enquanto Huete et al. (2002) atribuíram o valor de 1. Entretanto, vale ressaltar que o valor de 0,5 atende a critérios de condições semiáridas, que nesse caso compreende mais da metade da Região Nordeste do Brasil.

Contudo, para o índice de vegetação EVI, destaca-se que todos esses valores numéricos ajudam a estabilizar as variações atmosféricas, minimizando os efeitos e impactos residuais dos aerossóis.

O índice de vegetação ajustado ao solo (*Soil Adjusted Vegetation Index* – SAVI) também tem como diferencial a correção/calibração em função do fator de ajuste às condições e efeitos do solo da determinada área de estudo e, com isso, deve-se adequar o melhor fator de ajuste para amenizar os impactos da umidade do solo no índice NDVI. Vale frisar, nesse sentido, que em áreas com variações consideráveis de brilho do solo geralmente decorrentes de diferenças de umidade, rugosidade, sombra e/ou matéria orgânica, há ou pode haver influências induzidas

pelo solo nos valores do índice de vegetação. Contudo, o SAVI é estimado conforme a Equação 9 (HUETE, 1988; ALLEN et al., 2002; ALLEN et al., 2007).

$$SAVI = \frac{(1 + L) \times (r_{bIV} - r_{bVM})}{(L + r_{bIV} + r_{bVM})} \quad (9)$$

em que, L – fator de ajuste ao solo, que varia entre 0 e 1. O valor 0 não atinge mudanças e se assemelha ao NDVI; em áreas com vegetação de baixa densidade se atribui o valor 1; com vegetação de densidade intermediária, valor de 0,5; e para áreas com vegetação de altas densidades atribui o valor de 0,25 (HUETE, 1988). Nesse sentido, na presente pesquisa, adotou-se o fator de ajuste no valor de 0,5 devido à região indicar uma cobertura vegetal intermediária na maior parte do ano, pois a Região Nordeste possui predominância do bioma Caatinga, no Semiárido Brasileiro.

Para tanto, diante do ajuste de 0,5, diversos estudos realizados em regiões semiáridas do Brasil com diferentes satélites/sensores confirmam que a influência/ruído do solo é reduzida. Desse modo, com essas aplicações, as pesquisas observaram uma melhor discriminação dos alvos e condições mais próximas da realidade na determinada área de estudo (por exemplo, SILVA & GALVÍNIO, 2012; SILVA et al., 2019a; BATISTA et al., 2020a; SILVA et al., 2020a; RODRIGUES et al., 2020).

O índice de área foliar (IAF, $m^2 m^{-2}$) é estimado em função do SAVI, funcionando como um indicador da quantidade de biomassa vegetal e demais características da cobertura vegetal, como as condições de umidade, Equação 10 (ALLEN et al., 2002; ALLEN et al., 2007).

$$IAF = - \frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (10)$$

em que, os valores numéricos representam constantes da equação.

O índice da diferença normalizada da água (*Normalized Difference Water Index* – NDWI) também ganha destaque no presente estudo por possuir forte correlação com o conteúdo de água aberta e condições de umidade na cobertura vegetal. Proposto por McFeeters (1996), o NDWI é desenvolvido em função da razão entre a diferença das bandas multiespectrais da

refletância da faixa verde ($r_{b\text{ VD}}$) e do infravermelho próximo ($r_{b\text{ IV}}$) pela soma das mesmas, de acordo com a Equação 11.

$$\text{NDWI} = \frac{r_{b\text{ VD}} - r_{b\text{ IV}}}{r_{b\text{ VD}} + r_{b\text{ IV}}} \quad (11)$$

em que, $r_{b\text{ VD}}$ e $r_{b\text{ IV}}$ – correspondem às bandas multiespectrais da refletância r_4 (0,545 – 0,565 μm) e r_2 (0,841 – 0,876 μm) (Tabela 4), respectivamente.

Diante do mesmo princípio do índice de água NDWI, optou-se por substituir a banda multiespectral da refletância do infravermelho próximo ($r_{b\text{ IV}}$) pela banda do infravermelho médio ($r_{b\text{ IVC}}$), modificado conforme Xu (2006), com o intuito de melhorar o alcance da resposta espectral dos recursos hídricos e destacando características mais precisas e valores positivos maiores quando comparado ao próprio NDWI (por exemplo, Equação 11). Isso devido absorver mais a luz do infravermelho médio e suprimindo ruídos de forma eficiente relacionados às construções, solo e cobertura vegetal, que geralmente provocam a superestimativa das feições com água. Desse modo, destaca-se o índice da diferença normalizada da água modificado (*Modified Normalized Difference Water Index* – MNDWI), que é estimado de acordo com a Equação 12 (XU, 2006).

$$\text{MNDWI} = \frac{r_{b\text{ VD}} - r_{b\text{ IVC}}}{r_{b\text{ VD}} + r_{b\text{ IVC}}} \quad (12)$$

em que, $r_{b\text{ VD}}$ e $r_{b\text{ IVC}}$ – correspondem às bandas multiespectrais da refletância r_4 (0,545 – 0,565 μm) e r_6 (1,628 – 1,652 μm) (Tabela 4) do MODIS, respectivamente.

A partir da caracterização dos valores internos dos mapas temáticos dos índices de água (ou seja, valores já processados que variam entre -1 e 1) NDWI e MNDWI (Figura 2A), realizou-se uma análise espacial que calcula medidas geométricas como, por exemplo, a medida de área em unidades quadradas do mapa para cada zona atribuída do conjunto de dados dos índices NDWI e MNDWI (por exemplo, áreas com vegetação e/ou nenhuma cobertura vegetal, corpos hídricos, etc.) (Figura 2B), relatando os resultados de saída em forma de tabela (Figura 2). A ideia principal é quantificar os padrões de mudanças anuais das áreas cobertas por corpos

hídricos no Semiárido Nordestino, utilizando ferramentas de processamento estatístico do software ArcGIS® 10.2.2.

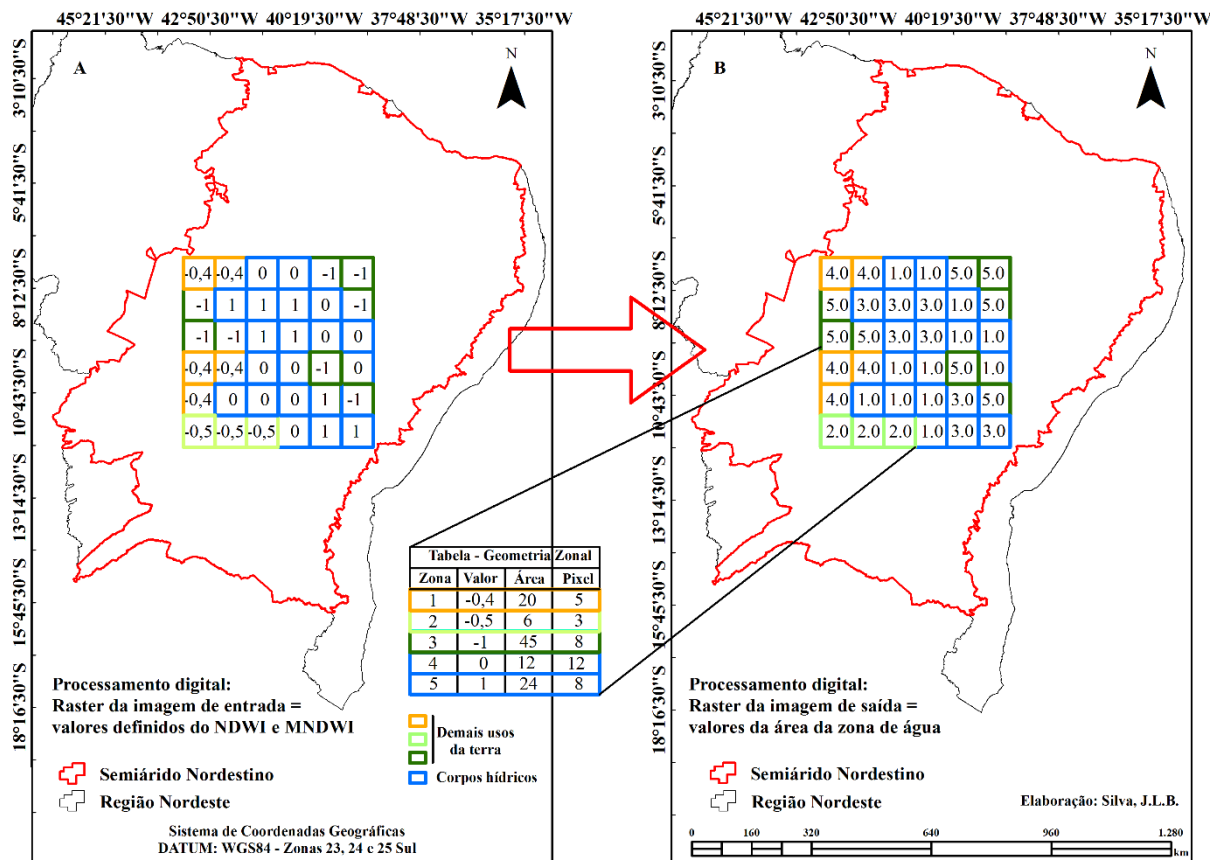


Figura 2. Análise espacial da medição geométrica da área total coberta por corpos hídricos, a partir dos índices NDWI e MNDWI no Semiárido Nordestino

Vale destacar que, de acordo com o processamento digital do NDWI e MNDWI, divide-se os usos do solo da região em intervalos de classes, no caso deste estudo, em seis. Sendo que os valores dos intervalos positivos, que variam entre 0 e 1, representam áreas cobertas por corpos hídricos. Valores negativos representam os demais usos do solo. De modo que, inicialmente, cada intervalo dos valores característicos dos índices (valores de entrada) é reclassificado gerando um novo raster com zonas de 1 a 6, ou seja, a área zonal determina a área total de cada zona (valores de saída). Contudo, para cada zona é atribuído um valor, no qual calcula-se e soma a área para todas as regiões. A área total é calculada pelo número de pixels que compõem a zona de água multiplicado pelo tamanho do pixel (Figura 2).

No procedimento de estimativa do parâmetro biofísico da temperatura da superfície também são aplicados fatores de correção/calibração e fatores multiplicadores e de compensação adicional referente ao produto do sensor MODIS, temperatura diurna da

superfície da Terra (<https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/mod11.php>). O produto da temperatura da superfície é estimado a partir das emissividades das bandas 31 e 32, que, por sua vez, são estimadas a partir da modelagem matemática em função dos tipos de cobertura e uso da terra, pixel a pixel da imagem MODIS (WAN et al., 2002). O nível de processamento L3 oferece produtos espacialmente reamostrados, variáveis em grades uniformes em diversas resoluções espaciais e temporais (Tabela 5).

Tabela 5. Características do produto do sensor MODIS, temperatura da superfície

Produto do sensor MODIS					
Temperatura da superfície – Terra (MOD11A2) e Aqua (MYD11A2) – Versão 6					
Camada	Resolução temporal	Resolução espacial	Resolução radiométrica	Nível de processamento	Fator multiplicador /adicional
LST_Day_1km			16 bits		0,02 /0,0
Hora local do dia	8 dias	1000 m		L3	0,1 /0,0
Emissividade da banda 31			8 bits		0,002 /0,49
Emissividade da banda 32					0,002 /0,49

Fonte: Adaptado de NASA/MODIS (2021).

O produto da temperatura da superfície do sensor MODIS (Terra – MOD11A2 e Aqua – MYD11A2, versão 6) fornece uma estimativa média de temperatura e emissividade composta por valores pixel a pixel referentes a um período de 8 dias (por exemplo, WAN et al., 2002).

Na Figura 3, ilustra-se o fluxograma das etapas de processamento digital na plataforma *Google Earth Engine*, nas estimativas dos índices de vegetação e de água, do albedo (A) e temperatura da superfície (B) pelo sensor MODIS.

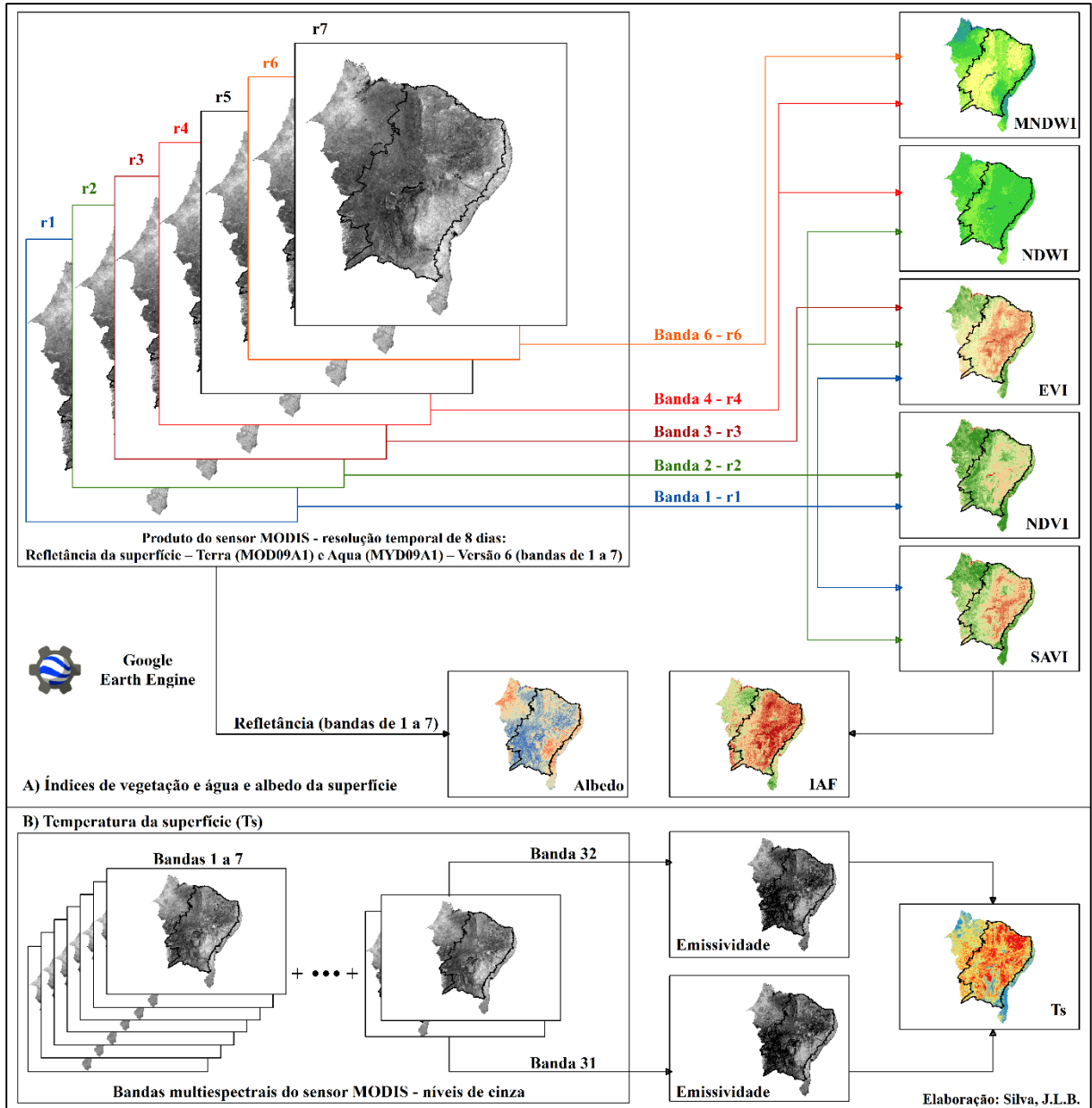


Figura 3. Fluxograma do processamento digital em nuvem pelo software *Google Earth Engine*, para estimativa dos índices de vegetação e de água, albedo (A) e temperatura da superfície (B) pelo sensor MODIS

Em função de todas as variáveis geofísicas detalhadas no fluxograma (Figura 3), é necessária a padronização de um script de processamento digital multitemporal único, na linguagem de programação da plataforma *Google Earth Engine*, com aplicabilidade direta para parâmetros como o albedo e temperatura da superfície, quatro índices espectrais da vegetação e dois índices de água, bem como a evapotranspiração real pelo sensor MODIS.

O algoritmo usado para a coleta de dados do produto da evapotranspiração real é baseado na equação de Penman-Monteith (MONTEITH, 1965), com princípio de inserção de dados de reanálise meteorológica diária associados à dinâmica de propriedades da vegetação, albedo e cobertura do solo, a partir de produtos de dados de sensoriamento remoto do MODIS (MU et al., 2007; MU et al., 2011; MU et al., 2013; RUNNING et al., 2019). Também se aplica para todas as imagens o fator multiplicador referente ao produto do sensor MODIS da evapotranspiração real (ET) (<https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/mod16.php>). A Tabela 6 destaca as principais características do produto da evapotranspiração.

Tabela 6. Características do produto do sensor MODIS, evapotranspiração real

Produto do sensor MODIS					
Evapotranspiração real (ET) – Terra (MOD16A2) e Aqua (MYD16A2) – Versão 6					
Camada	Resolução temporal	Resolução espacial	Resolução radiométrica	Nível de processamento	Fator multiplicador
ET	8 dias	500 m	16 bits	L4	0,1

Fonte: Adaptado de NASA/MODIS (2021).

O produto da evapotranspiração do sensor MODIS (Terra – MOD16A2 e Aqua – MYD16A2, versão 6) fornece o somatório da ET num período composto por valores pixel a pixel referente a 8 dias. A camada ET possui dados geofísicos com início em 2001 até o presente (por exemplo, WAN et al., 2002; RUNNING et al., 2019; NASA/MODIS, 2021).

Contudo, os valores dos produtos da refletância, temperatura e evapotranspiração real do sensor MODIS são compostos de períodos de 8 dias que, diante disso, optou-se no presente estudo por trabalhar com a referência estatística ao pixel médio ao longo de cada ano da série temporal de 2000 a 2019. De modo que cada parâmetro desenvolvido é composto do pixel médio referente ao compilado de imagens MODIS do período de 8 dias.

6.4 Dados de satélite do TRMM 3B43v7

Os dados de precipitação pluviométrica acumulada são estimados pelo sensor *Tropical Rainfall Measuring Mission* – TRMM 3B43, versão 7, da NASA/JAXA (<https://pmm.nasa.gov/>) e disponíveis para download (formato de arquivo GeoTIFF) por meio da plataforma de dados da Terra, Giovanni (<https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/>), que calcula diferentes variáveis geofísicas, com disponibilidade de dados de estimativa de chuva em larga escala. O TRMM possui resolução espacial de 0,25° x 0,25° e um sensor que fornece

dados de chuva remotamente em grade com acumulados de precipitação em escala temporal diária, mensal ou a cada três horas (00h00min a 21h00min/UTC) (JESÚS et al., 2016; NASA/GIOVANNI, 2021).

No intuito de verificar e analisar a influência da variabilidade climatológica regional do Nordeste, a partir dos acumulados mensais do TRMM, são calculados os totais anuais da precipitação pluviométrica para efeitos de comparação junto às condições de mudanças anuais da cobertura e uso da terra por parte dos parâmetros físico-hídricos à superfície, no espaço e no tempo. As estimativas são correspondentes a um período de 20 anos de observações, iniciando-se no ano de 2000 até o de 2019.

Estimativas totais anuais da precipitação pluviométrica pelo sensor TRMM 3B43v7 foram geradas a partir da acumulação dos dados mensais de doze meses, utilizando método de interpolação. Cada pixel da imagem TRMM corresponde a uma estimativa da precipitação, conforme a espacialização da grade de pixels para todo o Nordeste Brasileiro, destacados na Figura 4.

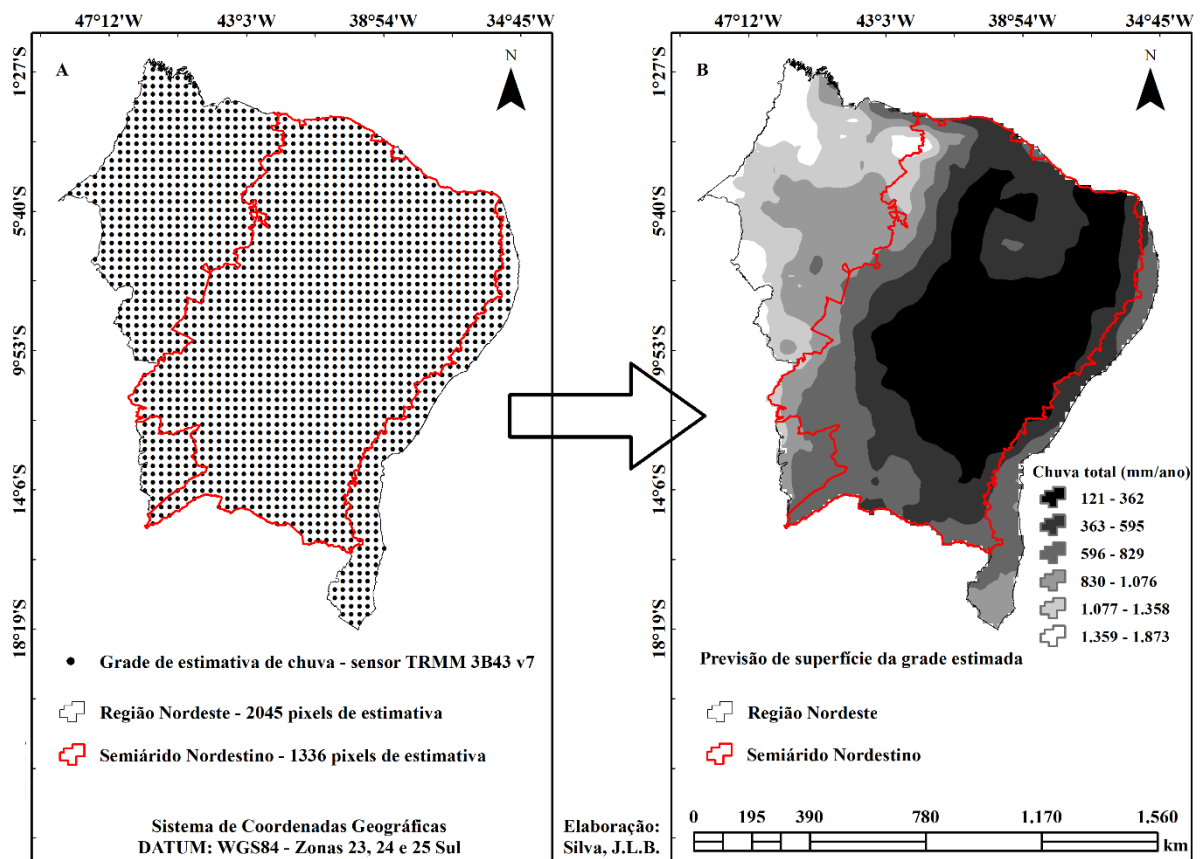


Figura 4. Distribuição espacial da grade e pixels de estimativa (A) e previsão de superfície da grade estimada (B) da precipitação pluviométrica pelo sensor TRMM 3B43v7 no Nordeste Brasileiro

O método estatístico responsável pela caracterização espacial da chuva para a Região Nordeste e, especialmente, o Semiárido Nordestino é o interpolador espacial estatístico Krigagem Ordinária (SABAREESHWARI et al., 2021), baseado em modelos estatísticos de autocorrelação entre os pontos amostrados, que são um total de 2045 pixels de estimativa explicando, assim, a variação espacial dos dados a partir de técnicas de média ponderada.

A princípio, o uso desta ferramenta no software ArcGIS® 10.2.2, pode predizer e interpolar detalhadamente determinados valores de estimativa entre os pontos da grade de pixels (Figura 4A), que inclui análise estatística exploratória dos dados gerando, assim, um mapeamento temático de superfície estimada com valores de precipitação em milímetros (mm) previstos para toda a região (Figura 4B), atingindo boa precisão e erros mínimos no padrão de variabilidade espacial (MELLO et al., 2003).

Contudo, em relação à confecção dos mapas temáticos dos índices de vegetação e de água, albedo e temperatura da superfície, evapotranspiração real e precipitação pluviométrica, além de algumas particularidades estatísticas, foram desenvolvidos no software ArcGIS® 10.2.2.

6.5 Análise dos dados e índices estatísticos

Diferentes índices estatísticos de análise multivariada e métricas de erro são utilizados no intuito de avaliar a performance dos sensores quanto à observação das principais diferenças entre os parâmetros físico-hídricos à superfície em função dos eventos de variabilidade climática e ações antrópicas.

Os testes estatísticos de Mann-Kendall (MANN, 1945; KENDALL, 1975) e do estimador de inclinação de Sen (SEN, 1968) é utilizado para computar a tendência de inclinação da série temporal da cobertura e uso da terra para a Região Nordeste, ao longo de 20 anos (2000-2019).

A análise de componentes principais (ACP) é empregada nesta pesquisa para analisar individualmente tanto a Região Nordeste do Brasil quanto o Semiárido Nordestino, inicialmente, admitindo-se 9 variáveis preditoras, sendo: os índices de vegetação (ou seja, NDVI, EVI, SAVI e IAF) e de água (ou seja, NDWI e MNDWI), a temperatura da superfície (Ts), evapotranspiração real (ET) e a precipitação pluviométrica (P), ao longo de 19 anos (2001-2019). Baseando-se nas componentes principais (CP), obteve-se a matriz de covariância para extração dos autovalores que originam os autovetores. Para identificação das variáveis que

apresentaram correlação, utilizou-se o critério de Kaiser, considerando os autovalores acima de 1, que geram componentes com quantidade relevante de informação contida nos dados originais (KAISER, 1958).

Na tentativa de relacionar os principais resultados da ACP, observou-se a correlação de Pearson em função dos índices de vegetação e de água, Ts, ET e a P, de forma a evidenciar as possíveis relações e/ou diferenças entre os parâmetros geofísicos ao longo do tempo.

Também com base na análise de ACP, especificamente para o sensor MODIS, foram determinadas as principais variáveis preditoras que têm influência e apresentam boa correlação com a ET, a fim de estabelecer um modelo que caracterize a ET por sensoriamento remoto orbital de forma prática e eficiente, em função de padrões climáticos/ambientais à superfície. Sendo que, para o ajuste do modelo, é utilizado a análise de variância (ANOVA), adotando-se um intervalo de confiança de 99% ($p < 0,01$), para adequação das variáveis preditoras e do modelo estatístico, validado por coeficiente de determinação (R^2).

Todas as análises citadas acima foram realizadas no software R, versão 3.6.1 (R CORE TEAM, 2019).

A partir dos mapas temáticos dos índices de água NDWI e MNDWI é realizada uma análise espacial que calcula medidas geométricas como, por exemplo, a medida de área para cada zona em um conjunto de dados e relata, por sua vez, os resultados em forma de tabela. A ideia principal é quantificar os padrões anuais das áreas cobertas por corpos hídricos no Semiárido Nordeste, utilizando ferramentas de processamento estatístico do software ArcGIS® 10.2.2.

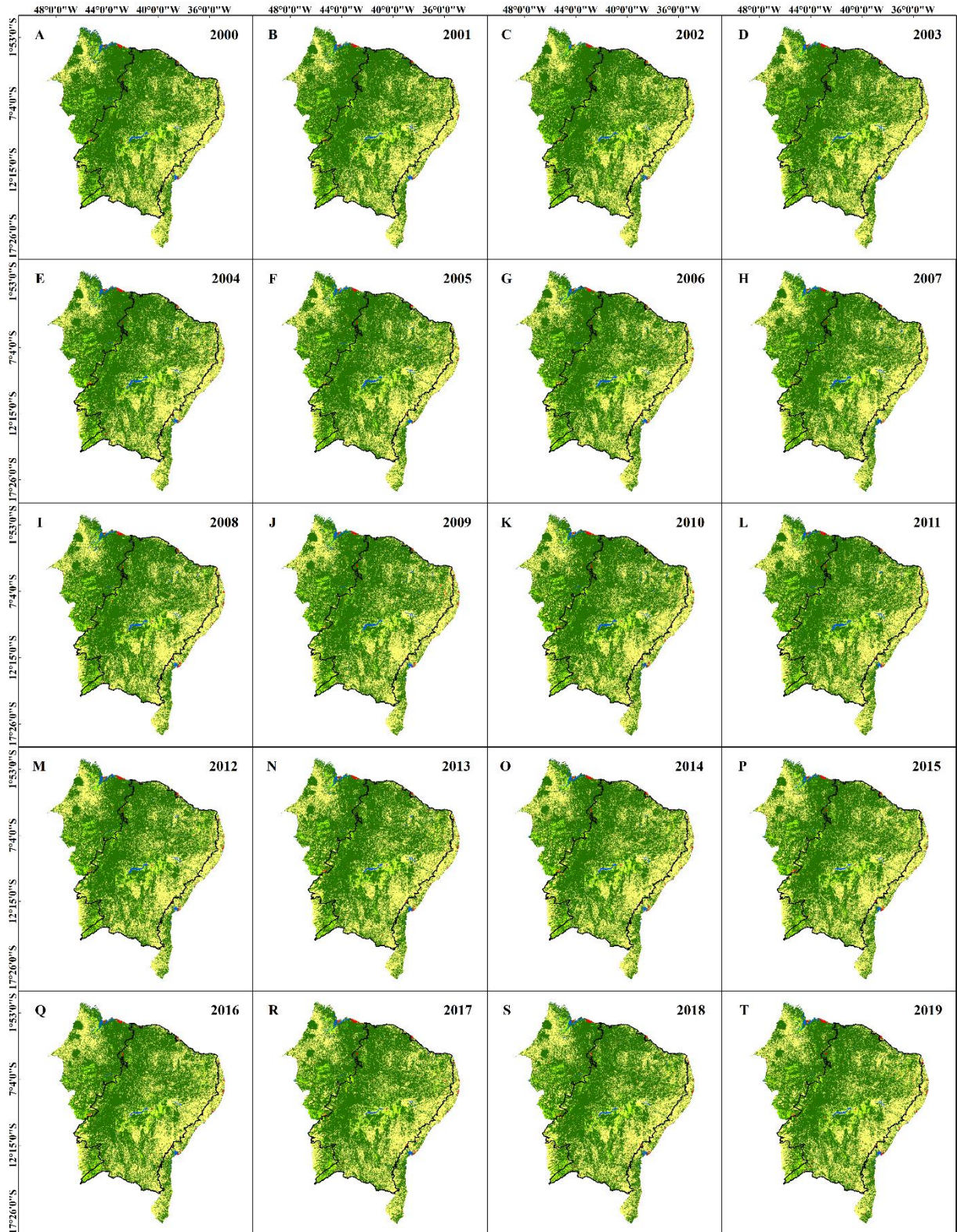
Os resultados pixel a pixel dos mapas temáticos anuais dos parâmetros da presente pesquisa são submetidos a análises de estatística descritiva por medidas de tendência central e dispersão, destacando os valores médio, mediano, mínimo, máximo, desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV, %). Avaliou-se, ainda, a variabilidade espacial dos mapas temáticos dos parâmetros por meio dos valores do CV (%), conforme os critérios de classificação de Warrick & Nielsen (1980): para baixa variabilidade = $CV < 12\%$; média variabilidade = $12 < CV < 60\%$ e para alta variabilidade = $CV > 60\%$.

Contudo, destaca-se que os principais valores estatísticos descritivos são extraídos em função do processamento digital interno na plataforma do *Google Earth Engine* e do software ArcGIS® 10.2.2, e também de dados tabulados em planilha a partir do software Microsoft Excel®, incluído no pacote da Microsoft Office®.

7 RESULTADOS E DISCUSSÃO

7.1 Análise de tendência da cobertura e uso da terra (MapBiomias Brasil – Coleção 5.0 – dados geospaciais do Landsat)

A Figura 5 representa o mapa espaço-temporal da cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro, entre os anos de 2000 e 2019. Este monitoramento foi desenvolvido e adaptado por meio de dados geospaciais e classificações temáticas tendo como base a série de satélites Landsat do projeto de mapeamento anual da cobertura e uso do solo no Brasil (MAPBIOMAS BRASIL, 2020).



Legenda:
 Classificação Temática da Cobertura e Uso da Terra - Coleção 5.0 - Adaptado de MapBiomias Brasil

Floresta densa	Agropecuária	Corpos hídricos
Formação natural não florestal	Área não vegetada	Semiárido Nordestino

Sistema de Coordenadas Geográficas
 DATUM: WGS1984 - Zonas 23, 24 e 25 S
 Elaboração: Silva, J.L.B.

Figura 5. Monitoramento espaço-temporal da cobertura e uso da terra da Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

Na cobertura de floresta densa (pixel verde escuro), encontram-se os níveis de floresta natural (ou seja, formação florestal e savânica e formação de mangue) e floresta plantada. Para as áreas de formação natural não florestal (pixel verde claro), destacam-se os níveis de campo alagado, área pantanosa, formação campestre, apicum (vegetação herbácea), afloramento rochoso e outras formações não florestais. As áreas de agropecuária (pixel amarelo) são compostas pelos níveis de pastagem e agricultura, onde se observam lavouras temporária e perene. Na área não vegetada (pixel vermelho), destacam-se os níveis de praia e duna, mineração e principalmente a infraestrutura urbana, dentre outras áreas não vegetadas. Por fim, a área de corpos hídricos (pixel azul) apresenta os níveis de áreas cobertas por rios, riachos, lagos, lagoas e oceano, e também da aquicultura (por exemplo, áreas de lagos artificiais, com predominância das atividades aquícolas e/ou salicultura) (Figura 5) (MAPBIOMAS BRASIL, 2020).

Ao longo do tempo percebe-se uma redução do vigor da vegetação representada pelas áreas de floresta densa, destacada em função da condição espectral da cobertura vegetal dos biomas do Cerrado, Mata Atlântica, Amazônia e Caatinga, predominante da Região Nordeste. Essa redução significativa da vegetação natural se dá, principalmente, para fins da agropecuária com uma expansão exponencial ao longo das últimas décadas. Tal qual se potencializa principalmente por parte da pecuária, com expansão das áreas de pastagem (Figura 5).

As áreas das regiões noroeste do Nordeste, situadas especificamente no estado do Maranhão, denotam a forte retirada e/ou substituição da cobertura florestal amazônica, evidenciando condições de desmatamento acentuado (Figura 5). Diga-se de passagem, essa região do Nordeste Brasileiro possui precipitação pluviométrica elevada, confirmando que as mudanças no espaço e no tempo não estão relacionadas às condições de variabilidade climática.

O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) monitora constantemente a estimativa da taxa de desmatamento acumulada na Amazônia Brasileira com dados gerados pelo projeto de monitoramento do desmatamento na Amazônia Legal por satélite (PRODES) acessados na plataforma de dados geográficos TerraBrasilis (base de análises de dados geoespaciais) (por exemplo, ASSIS et al., 2019), a partir de imagens Landsat (metodologia do INPE utilizada no projeto PRODES está disponível em: http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodes/pdfs/Metodologia_Prodes_Deter_revisada.pdf). Os resultados de estimativa do TerraBrasilis – PRODES destacam que no período de 2000 a 2019, em especial para o estado do Maranhão, ocorreu um desmatamento

acumulado de aproximadamente 12.441 km², ou seja, a remoção da vegetação primária (PRODES/INPE, 2021).

O monitoramento ambiental de dados geoespaciais realizado pelo INPE, especificamente os recursos de mapas temáticos de código aberto do TerraBrasilis – PRODES (por exemplo, <http://terraBrasilis.dpi.inpe.br/app/map/deforestation?hl=pt-br>), corroboram com os presentes mapas/resultados desta pesquisa, em função do MapBiomias Brasil (por exemplo, Figura 5), sendo de forma ainda mais enfática sobre as condições de desmatamento do bioma Amazônia, especialmente na região que fica a nordeste (PRODES/INPE, 2021).

Também vale destacar que, mediante o sistema de geoinformações e mapeamento por satélite do TerraClass (2021), coordenado pelo INPE e EMBRAPA, se confirma diante da visualização espacial dos dados da cobertura da terra da Amazônia legal, mais especificamente a região que fica a nordeste (por exemplo, <https://www.terraClass.gov.br/webgis/>), as mesmas áreas semelhantemente desmatadas na região noroeste deste estudo (Figura 5).

Na Tabela 7 apresenta-se a quantificação total anual da cobertura e uso da terra do Nordeste, desenvolvida a partir da série temporal de classificação temática da plataforma MapBiomias Brasil. Com base nos resultados realizou-se a análise de tendência pelo teste de Mann-Kendall e inclinação de Sen.

Tabela 7. Quantitativo total anual das principais áreas de cobertura e uso da terra no Nordeste do Brasil

Ano	Floresta densa	Formação natural não florestal	Agropecuária	Área não vegetada	Corpos hídricos
	Área total em km ²				
2000	981.577,33	90.468,03	456.363,72	9.826,71	15.050,78
2001	977.099,95	91.018,30	459.750,94	10.732,90	14.685,71
2002	968.541,36	90.650,87	469.107,64	10.865,84	14.121,95
2003	961.045,17	88.843,80	477.413,53	10.749,36	15.234,77
2004	956.590,84	86.963,71	480.788,55	10.788,43	18.154,12
2005	956.164,28	85.964,77	482.273,70	11.083,97	17.798,70
2006	950.886,47	83.349,65	490.099,75	10.972,04	17.977,24
2007	945.015,92	84.166,35	495.581,57	10.915,87	17.605,67
2008	942.529,53	83.239,95	498.061,55	11.188,72	18.265,55
2009	940.718,53	82.260,09	500.258,79	11.490,75	18.556,61
2010	941.757,29	83.572,40	498.390,82	11.757,79	17.807,39
2011	939.495,92	84.562,89	500.277,41	11.580,49	17.370,16
2012	929.616,57	87.419,77	508.230,95	11.613,88	16.407,51
2013	925.884,22	87.341,30	512.643,20	12.127,84	15.293,59
2014	919.758,51	84.463,21	521.930,22	11.946,48	15.190,72
2015	918.074,91	83.524,76	525.599,75	12.114,83	13.973,08
2016	913.452,63	83.687,29	529.657,71	12.576,51	13.911,23
2017	914.847,99	84.653,53	527.286,50	12.359,62	14.135,78
2018	915.881,56	85.401,19	523.671,08	13.449,02	14.820,50
2019	903.850,95	84.122,09	536.750,41	13.334,88	15.224,77

Fonte: Adaptado de MapBiomas Brasil (2020).

A Tabela 8 apresenta a estatística descritiva, com valores mínimo e máximo, médio, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV, %) e a análise de tendência do teste de Mann-Kendall e de inclinação de Sen em função dos parâmetros estatísticos Z_s e Q , respectivamente, e também o p-valor, com significância da tendência ao nível de 1% e 5% ($p < 0,01$ e $p < 0,05$, respectivamente). Contudo, identificando uma tendência crescente ou decrescente na série temporal da cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro.

Tabela 8. Análises de mudanças anual e tendências da cobertura e uso da terra utilizando os testes estatísticos de Mann-Kendall (Z_S) e do estimador de inclinação de Sen (Q), no Nordeste Brasileiro, entre 2000 e 2019

Mann-Kendall e inclinação de Sen	Cobertura e uso da terra do Nordeste do Brasil				
	Floresta densa	Formação natural não florestal	Agropecuária	Área não vegetada	Corpos hídricos
Mínimo (km ²)	903.850,95	82.260,09	456.363,72	9.826,71	13.911,23
Máximo (km ²)	981.577,33	91.018,30	536.750,41	13.449,03	18.556,61
Médio (km ²)	940.139,50	85.783,70	499.706,89	11.573,80	16.079,30
Mediano (km ²)	941.237,91	84.608,21	499.324,80	11.535,62	15.264,18
DP (km ²)	22.332,43	2.696,57	23.723,33	910,81	1.670,97
CV (%)	2,37	3,14	4,75	7,87	10,39
Z_S	-5,87	-1,91	5,81	5,42	-1,33
p-valor	0,00	0,05	0,00	0,00	0,18
Q (km ²)	-3.705,85	-277,26	3.978,90	137,08	-93,59

Para ambas as áreas de cobertura e uso da terra da Região Nordeste, observou-se um comportamento de baixa variabilidade, conforme os valores do CV, variando de 2,37 a 10,39% (Tabela 8) (WARRICK & NIELSEN, 1980).

As áreas de floresta densa e formação natural não florestal apresentaram na série temporal tendências decrescentes, conforme a caracterização dos valores estatísticos de Z_S negativos = -5,87 e -1,91, respectivamente. Sendo um indicativo de perdas na cobertura vegetal, alertando principalmente para o aumento do desmatamento e queimadas na Região Nordeste. A verdadeira magnitude da tendência, pelo teste de inclinação de Sen (Q), estimou para esses setores uma perda total anual de 3.983,11 km², com significância da tendência ao nível de 1% e 5% ($p < 0,01$ e $p < 0,05$, respectivamente) (Tabela 8, Figuras 5A e 5B, respectivamente).

Por outro lado, as áreas de agropecuária e não vegetada destacaram tendências crescentes, com valores de Z_S positivos = 5,81 e 5,42, respectivamente. O que pode significar um aumento potencial principalmente nos setores da pecuária (ou seja, aumento das áreas de pastagem), agricultura, e de infraestrutura urbana, que impactou diretamente na resiliência da vegetação natural do Nordeste do Brasil, ao longo de 20 anos, entre 2000 e 2019. A verdadeira magnitude da tendência, pelo teste Q, estimou um ganho anual para estes setores de 4115,98 km², com significância da tendência ao nível de 1% ($p < 0,01$) (Tabela 8, Figuras 5C e 5D).

Para as áreas cobertas por corpos hídricos, observa-se que, diferentes das demais análises, não existe uma tendência estatisticamente significativa na série temporal, entretanto, apresenta-se uma tendência decrescente, com valor estatístico de Z_S negativo = -1,33. E, ainda,

a verdadeira magnitude da tendência pelo teste Q estimou um quantitativo de perda anual de 93,59 km² (Tabela 8, Figura 6E). Tal comportamento atrela-se ao reflexo da alta variabilidade pluviométrica do Nordeste Brasileiro que, nas últimas décadas, ficou mais evidente diante dos eventos de seca que têm elevado sua gravidade e extensão espacial na Região, acomodando condições hidrológicas extremas e dinâmicas (HASTENRATH, 2012; MARENGO et al., 2017; MARENGO et al., 2018). Vale destacar, ainda, que a modificação da vegetação nativa influencia na disponibilidade hídrica das regiões, enquanto as atividades agropecuárias potencializam a pressão sobre os recursos hídricos, principalmente nos períodos de longa estiagem.

Na Figura 6 apresenta-se a análise de tendência do quantitativo anual da cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro, entre 2000 e 2019, conforme o teste de Mann-Kendall e do estimador de inclinação de Sen.

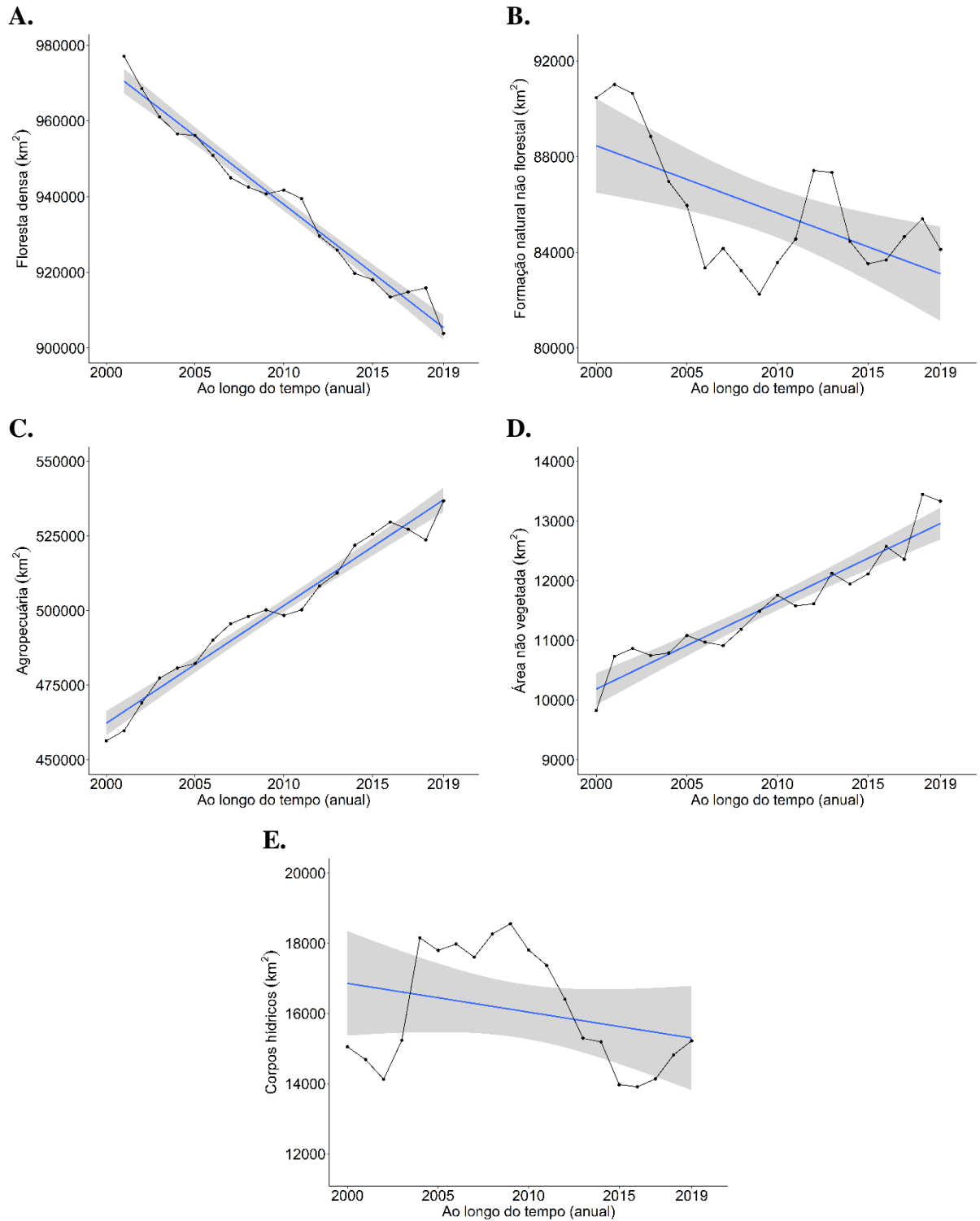


Figura 6. Análise de tendência de Mann-Kendall e estimador de Sen para o quantitativo total anual da cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro, floresta densa (A), formação natural não florestal (B), agropecuária (C), área não vegetada (D) e corpos hídricos (E). *Área hachurada em cinza corresponde ao intervalo de confiança de 99% e 95% da reta da tendência linear

Ressalta-se que as diminuições das áreas cobertas por corpos hídricos ocorreram, principalmente, de 2012 até 2017. Portanto, essa diminuição possivelmente seja decorrente do grande período de seca, que ocorreu de 2012 até 2019, sendo o pico da seca em 2016 e o ano com menor cobertura por corpos hídricos foi 2017. Também pode ser observado que de 2002 até 2012 verificou-se um acentuado aumento da cobertura por corpos hídricos e no período de 2003 a 2011, o Semiárido Nordeste experimentou precipitações acima da média climatológica. Esse fato reforça a observação de que o decaimento da cobertura de corpos hídricos de 2012 a 2017 foi decorrente da queda na precipitação das regiões (Figura 6E).

O entendimento/mapeamento da disponibilidade hídrica da Região Nordeste é essencial para traçar medidas de gerenciamento adequado e sustentável do recurso hídrico, em particular, nos setores agrícolas, para otimizar o uso da água na irrigação, evitando conflitos com tomadas de decisões estratégicas.

Contudo, levando em consideração o valor estatístico da magnitude de tendência da perda e ganho da cobertura e uso da terra no Nordeste Brasileiro, as áreas de floresta densa e de formação natural não florestal perderam um quantitativo total de aproximadamente 79.662,20 km², ao longo de 20 anos, quando, em função disso, o quantitativo total para as áreas de agropecuária e área não vegetada aumentaram em aproximadamente 82.319,60 km². Assim, também, vale destacar que as áreas cobertas por corpos hídricos reduziram em aproximadamente 1.871,80 km², entre 2000 e 2019, e se destacaram estreitamente próxima às flutuações das chuvas ocorridas no Nordeste e não diretamente às condições de mudanças na vegetação.

Santos et al. (2020b), estudando as mudanças e tendências da cobertura florestal no Semiárido Brasileiro, entre 2000 e 2018, encontraram pelo teste de Mann-Kendall e Sen tendência crescente das perdas anuais, ou seja, apresentado tendência positiva de desmatamento ao longo dos 18 anos. Entre os anos de 2010 e 2018 ocorreu mais de 50% do desmatamento no Semiárido, sendo os maiores quantitativos nos anos de 2012 e 2016. Contudo, os autores destacaram que em 2000 existia uma cobertura florestal de aproximadamente 225.412,80 km², enquanto em 2018 observaram uma perda total de 60.769,39 km².

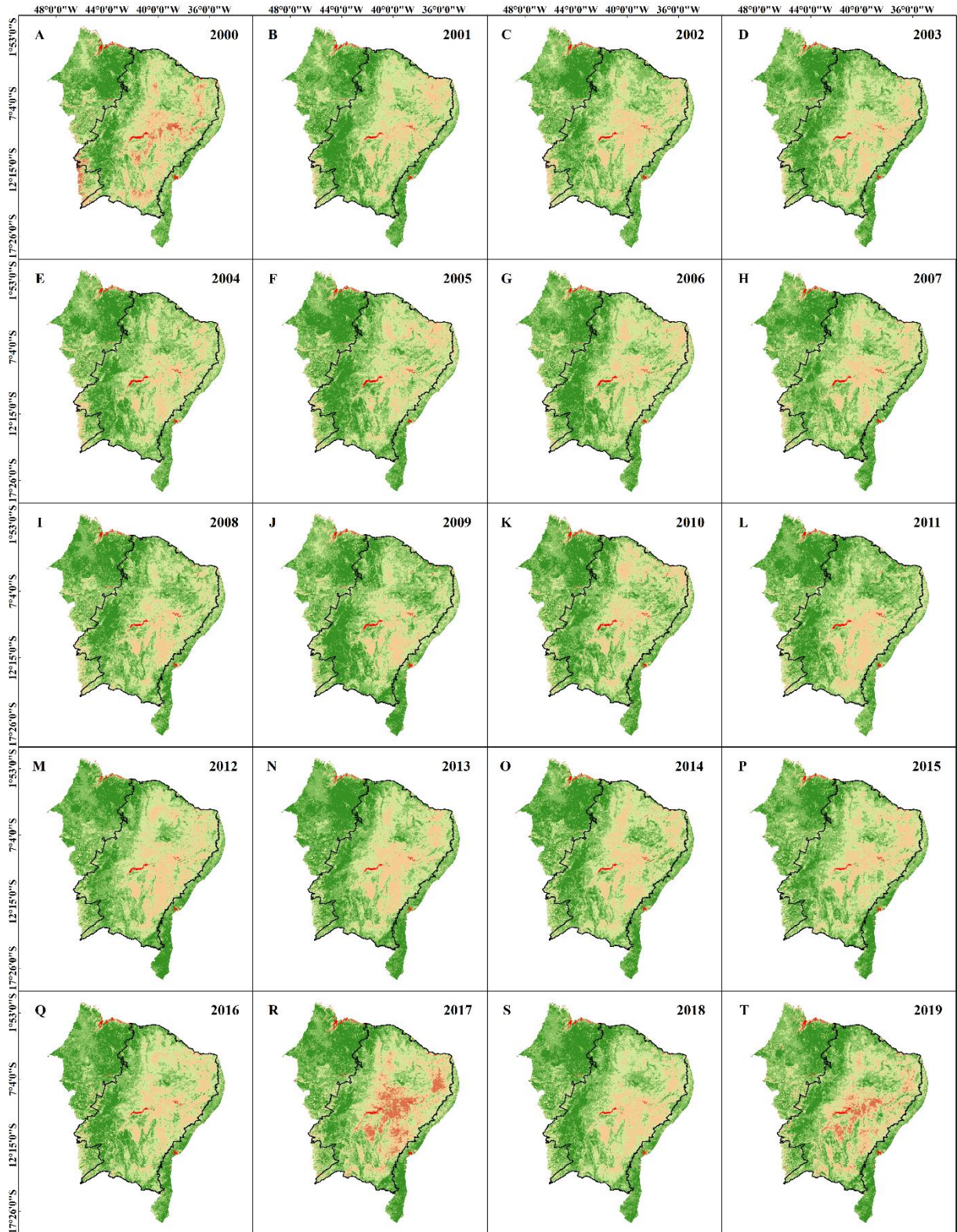
Contudo, em relação às transformações florestais, Rosa et al. (2021) enfatizam que compreender de modo a quantificar a dinâmica de perda e ganho, especialmente das áreas de floresta nativa, torna-se essencial para a conservação da biodiversidade e dos serviços ecossistêmicos.

7.2 Parâmetros físico-hídricos à superfície terrestre (dados geoespaciais do sensor MODIS e TRMM)

O monitoramento espaço-temporal da cobertura e uso da terra por meio do pixel médio anual de parâmetros físico-hídricos como, por exemplo, os índices de vegetação, originaram resultados significativos do padrão de paisagem da Região Nordeste e do Semiárido Nordestino.

As condições de mudanças anuais são destacadas diante da variabilidade quantitativa e espaço-temporal dos mapas temáticos à superfície que demonstram, em suma, os efeitos da seca bem como a resiliência da vegetação e o comportamento dos corpos hídricos ao longo do tempo.

Na Figura 7 estão ilustrados os mapas temáticos da distribuição espaço-temporal do índice de vegetação da diferença normalizada – NDVI, entre os anos de 2000 e 2019.

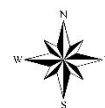


Legenda:

Normalized Difference Vegetation Index - NDVI

- | | | | | | |
|--|---------------|--|-------------|--|-------------|
| | -0,69 - -0,01 | | 0,33 - 0,42 | | 0,51 - 0,58 |
| | 0,00 - 0,32 | | 0,43 - 0,50 | | 0,59 - 0,85 |

Semiárido Nordeste



0 150 300 600 900 1.200 1.500
km

Sistema de Coordenadas Geográficas
DATUM: WGS1984 - Zonas 23, 24 e 25 S
Elaboração: Silva, J.L.B.

Figura 7. Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação NDVI na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

Os resultados do NDVI variaram, em geral, entre os valores de -0,69 e 0,85. A análise dos mapas temáticos obteve, eficientemente, os valores para os diferentes tipos de cobertura e uso da terra ao longo do tempo. Na caracterização das áreas, os corpos hídricos apresentaram valores negativos, entre -0,69 e -0,01 (pixels em tons vermelho escuro). Para as áreas com pouca e/ou nenhuma vegetação os valores situam-se entre 0,00 e 0,42, sendo essas áreas mais presentes dentro os limites do Semiárido Nordestino, região predominante do bioma Caatinga, que durante a maior parte do ano sofre com problemas de escassez hídrica. As áreas com vegetação densa se apresentam nos mapas pela condição de tonalidades verdes, mantendo na maior parte do ano a presença de umidade, inclusive em áreas do próprio semiárido, variando de 0,43 a 0,85 (Figura 7).

Vale destacar que o NDVI preserva mais a condição verde da vegetação, mostrando-se sensível à essa condição na área de estudo, mesmo nas regiões do Semiárido Nordestino, quando o índice suaviza áreas que podem estar associadas ao alto déficit hídrico (Figura 7).

Contudo, ainda destaca-se que as condições de mudança espectral do NDVI estão diretamente associadas aos padrões de paisagem da vegetação, que podem ser influenciadas pelos regimes de chuva e condições de umidade da Região Nordeste. A precipitação pluviométrica, por sua vez, promove alto poder de resiliência da cobertura vegetal natural, em especial, na formação e manutenção do bioma Caatinga, vindo a influenciar o comportamento espectral do NDVI no espaço e no tempo.

As pesquisas com o NDVI avançam sobre as áreas irrigadas, de pastagem, corpos hídricos e principalmente dando destaque às condições de mudanças do bioma Caatinga, que ocupa a maior parte da área de estudo. Vale destacar que os diversos estudos realizados com o índice NDVI no Semiárido Brasileiro apresentam um monitoramento sensível à condição verde, altamente indicado para o monitoramento de áreas irrigadas e coberturas vegetais fotossinteticamente ativa (saúde da vegetação) na região, entretanto, quando se observa os demais usos da terra, pode ser influenciado principalmente pelos efeitos do solo das regiões (por exemplo, SILVA & GALVÍNCIO, 2012; SILVA et al., 2019b; SILVA et al., 2019c; BATISTA et al., 2020b; RODRIGUES et al., 2020; SANTOS et al., 2020c; SILVA et al., 2020a; SILVA et al., 2020c; SILVA et al., 2021).

Na Figura 8, ilustra-se a distribuição espaço-temporal do índice de vegetação melhorado – EVI, com valores entre -1,00 e 1,00, no período de 2000 a 2019. O índice EVI se destaca pela minimização das influências/ruídos da atmosfera, como os efeitos dos aerossóis, apresentando-se sensível diante das variações da biomassa vegetal de alta densidade (HUETE et al., 2002).

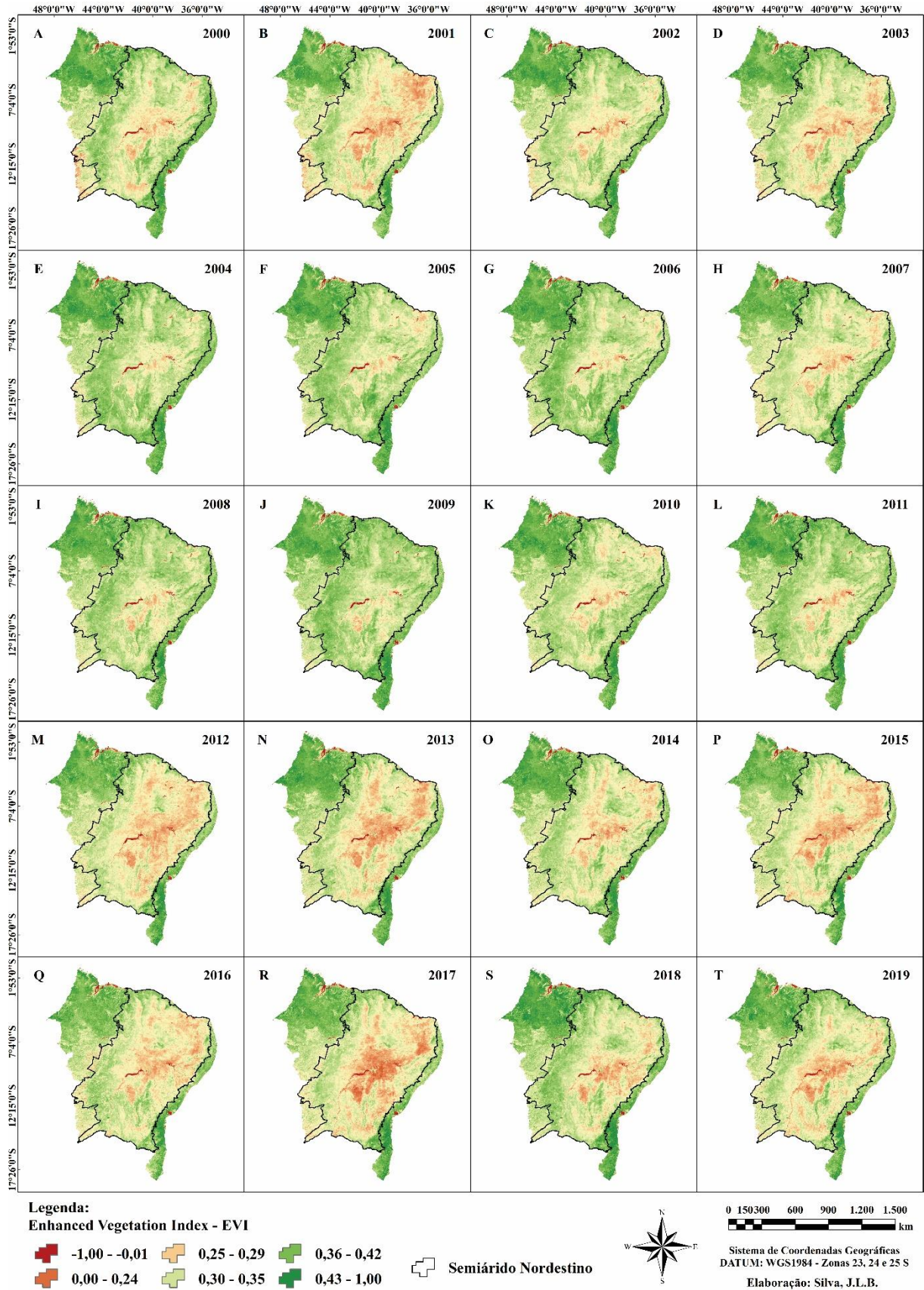


Figura 8. Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação EVI na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

As áreas de corpos hídricos foram novamente caracterizadas com valores negativos, entre -1,00 e -0,01 (pixels em tons vermelho escuro). As áreas com ausência de vegetação e/ou com vegetação rala apresentaram valores entre 0,00 e 0,35. Áreas com vegetação densa variaram entre 0,36 e 1,00 (Figura 8).

Os resultados do EVI destacaram um padrão de comportamento temático semelhante ao índice NDVI, suavizando o núcleo do Semiárido Nordestino devido estar mais ligado e sensível aos padrões de paisagem de áreas com vegetação densa. Desse modo, confirma-se a explosão do EVI ao valor máximo de 1,00, devido às altas densidades de biomassa vegetal que compreendem a Região Nordeste, especificamente nas regiões noroeste e sul (Figura 8).

A condição espectral do índice EVI definiu um padrão de comportamento único dentre os índices de vegetação, no período de 2012 a 2019 da série espaço-temporal, quando apresentou gravidade e extensão espacial da seca no Semiárido Nordestino (Figura 8). A dinâmica da variabilidade climática da região favoreceu a condições hidrológicas extremas, que consequentemente definiu estações secas duradouras (longa estiagem). Cunha et al. (2019), em pesquisa sobre os eventos extremos da seca no Brasil a partir de índices baseados na meteorologia e sensoriamento remoto orbital, alertaram que o período de 2011 a 2019 destacou o evento de seca mais grave em extensão e intensidade dos últimos 60 anos.

Na Figura 9, está ilustrada a distribuição espaço-temporal do índice de vegetação ajustado ao solo – SAVI, entre os anos de 2000 e 2019. O índice SAVI busca amenizar os efeitos antecedentes do solo de acordo com as condições da área de estudo (HUETE, 1988; SILVA et al., 2019a).

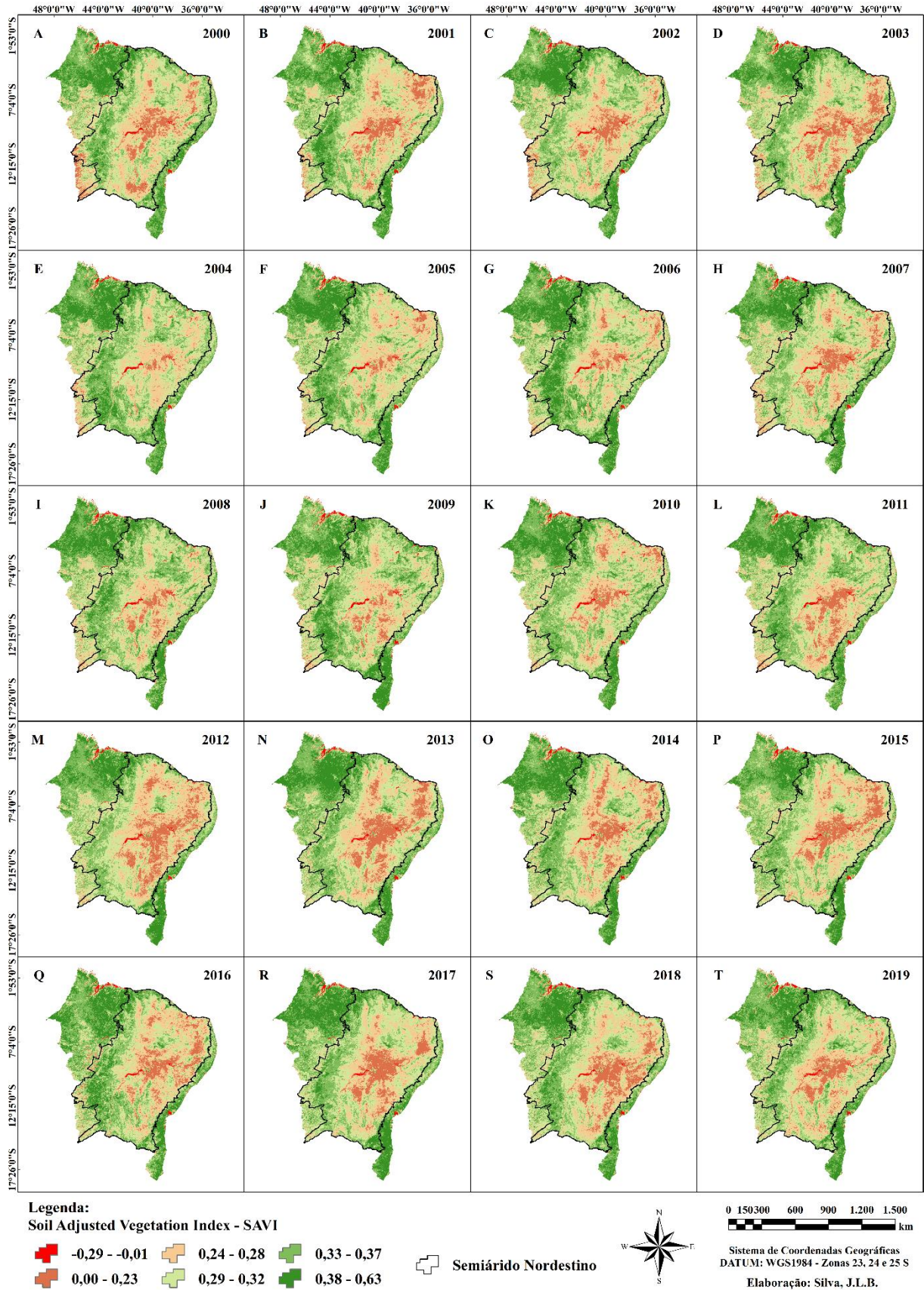


Figura 9. Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação SAVI na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

Os resultados do SAVI seguiram, em geral, o padrão de comportamento temático dos índices NDVI e EVI, entretanto, observa-se uma mudança nos valores quantitativos devido aos efeitos de correção de ajuste às condições do solo no Nordeste, que corrige interferências/ruídos do NDVI. O fator de ajuste, uma especificidade do SAVI, permitiu a não suavização do Semiárido Nordestino quando, nesse sentido, as condições de mudança espectral do SAVI se associou mais diretamente aos efeitos contrastantes da seca, ou seja, áreas com alto déficit hídrico. De modo que apresenta, assim como os demais, um padrão de paisagem significativo ao longo da análise espaço-temporal (Figura 9).

O índice SAVI destacou valores entre -0,29 e 0,63. Nos corpos hídricos, os valores continuaram sendo caracterizados como negativos, entre -0,29 e -0,01 (pixels em tons vermelho escuro). As áreas com cobertura vegetal rala e/ou com ausência de vegetação obtiveram valores entre 0,00 e 0,32. E, nesse caso, vale destacar que, ao contrário do NDVI, o SAVI apresentou valores ainda mais baixos referente a cobertura vegetal na região predominante da Caatinga, Semiárido Nordestino, evidenciando condições mais extremas do déficit hídrico. As áreas com vegetação densa seguiram basicamente o padrão de resposta do índice EVI, entre 0,33 e 0,63 (Figura 9).

Diversas pesquisas destacam o SAVI como essencial nos estudos de áreas secas, afetadas pela alta variabilidade climática e longa estiagem, que promovem déficit hídrico acentuado, como é o caso da Região Nordeste e especialmente das regiões do Semiárido Nordestino. O poder espectral de caracterização desse índice demonstra eficácia para com a aplicabilidade nos estudos sobre o funcionamento dos ecossistemas, degradação ambiental dos biomas brasileiros, bem como a substituição da vegetação nativa por áreas de pastagem e avaliação de corpos hídricos (por exemplo, SILVA et al., 2019a; SILVA et al., 2019c; BATISTA et al., 2020a; BEZERRA et al., 2020; RODRIGUES et al., 2020).

Na Figura 10, está ilustrada a distribuição espaço-temporal do índice de área foliar – IAF ($m^2 m^{-2}$), entre os anos de 2000 e 2019. O índice IAF traduz principalmente as condições da biomassa foliar, preservada em função da umidade do solo na área de estudo.

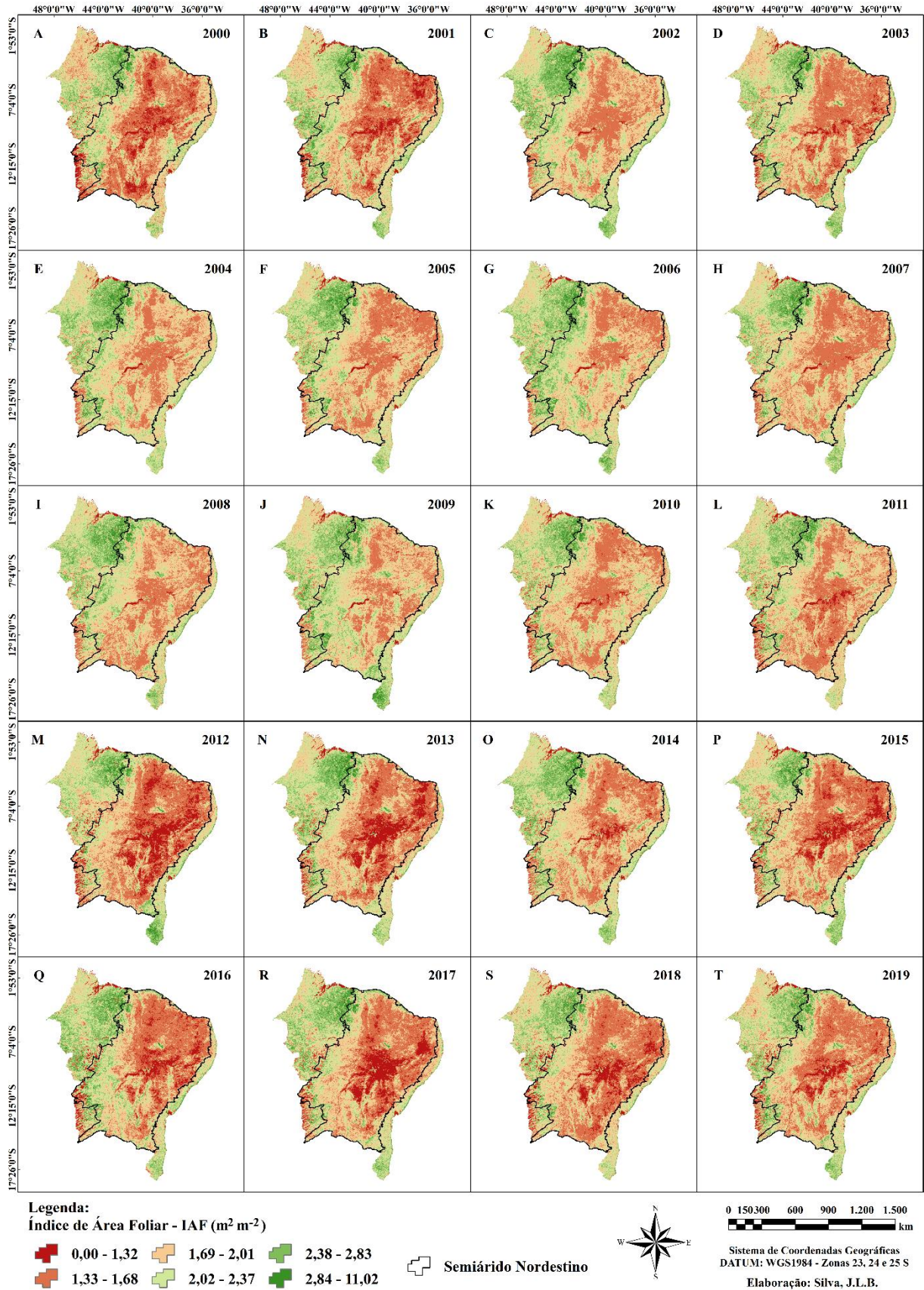


Figura 10. Distribuição espaço-temporal do índice de vegetação IAF na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

Os resultados do IAF demonstram um padrão de comportamento temático semelhante aos índices de vegetação apresentados anteriormente, todavia, com um padrão de escala quantitativa diferente. Os valores do IAF variaram de 0,00 a 11,02 $m^2 m^{-2}$. O núcleo do Semiárido Nordestino se destaca pela identificação de pixels com baixos valores do IAF. Nesse sentido, vale frisar que os valores das áreas de corpos hídricos para esse índice são semelhantes às áreas de solo exposto, próximos de zero e/ou com valor zero (Figura 10).

Os mapas temáticos do IAF indicam condições degradantes e de forma intensificada ao longo do tempo relacionadas, principalmente, aos efeitos severos da seca e estiagem. Ressalta-se que as regiões semiáridas do Nordeste possuem a predominância do ecossistema do bioma Caatinga, cobertura vegetal natural que possui característica fisiológica de perder sua condição foliar para evitar a perda de energia no processo de transpiração nos períodos de escassez hídrica, mantendo essa condição na maior parte do ano (SILVA et al., 2019a; RODRIGUES et al., 2020).

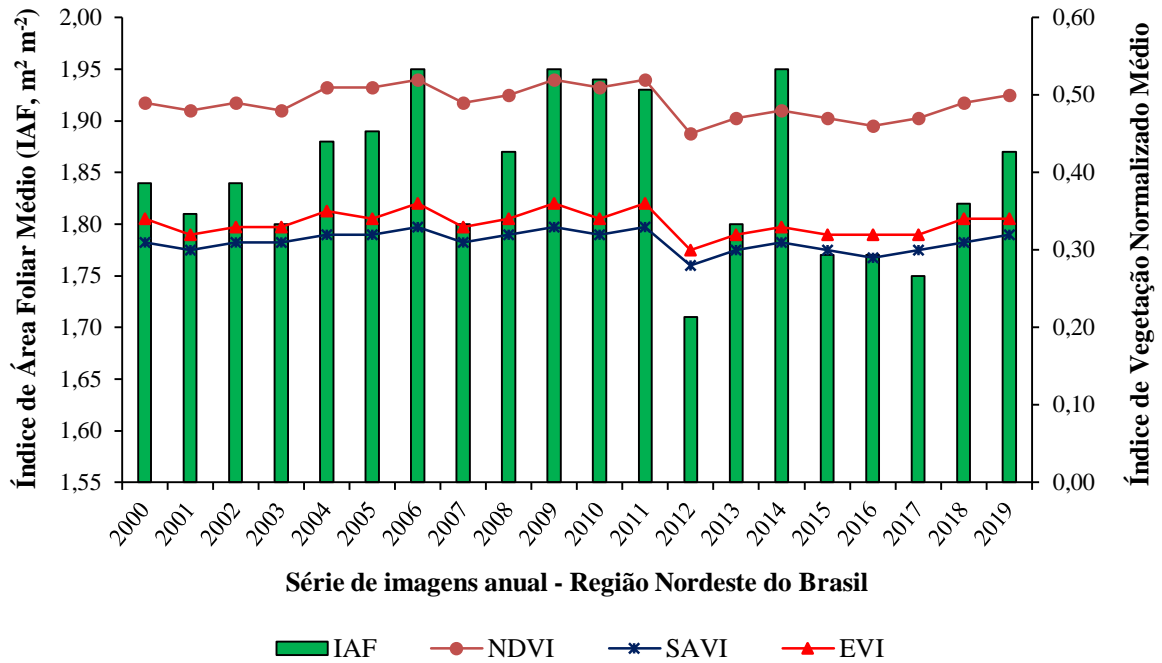
Os frequentes eventos de seca no Nordeste do Brasil têm elevado sua gravidade e extensão espacial quando, desse modo, torna as condições climáticas e hidrológicas da Região cada vez mais dinâmicas, favorecendo na intensificação dos processos de degradação/desertificação da terra, estes que, habitualmente, são acelerados pelas atividades humanas, com impactos ambientais voltados principalmente para o Semiárido Nordestino (D'ODORICO et al., 2013; MARENGO & BERNASCONI, 2015; VIEIRA et al., 2013; VIEIRA et al., 2015; SCHULZ et al., 2017; MARIANO et al., 2018; MARENGO et al., 2020).

Vieira et al. (2013) analisaram o mapeamento da cobertura e uso da terra no Nordeste Brasileiro, e alertaram sobre a substituição da vegetação natural de Caatinga por áreas de pastagens e agricultura. A posteriori, Vieira et al. (2015) também identificaram áreas suscetíveis à desertificação no Nordeste, com aumento percentual de pelo menos 3% relacionado ao uso e manejo inadequado da terra, com práticas intensivas da agricultura, pecuária, desmatamento e queimadas, entre os anos de 2000 e 2010.

Por outro lado, vale destacar que o índice IAF também apresentou valores elevados ao longo da análise espaço-temporal, principalmente nas regiões noroeste, sul, centro-sul e sudeste do Nordeste Brasileiro (Figura 10). Tais condições se repetiram também nos índices de vegetação NDVI, EVI e SAVI. Dado estes resultados, destaca-se que essas regiões possuem áreas que se mantêm fotossinteticamente ativas e com alta biomassa vegetal pela presença e manutenção da umidade do solo ao longo do tempo.

A Figura 11 apresenta a série temporal média anual dos índices de vegetação IAF, NDVI, SAVI e EVI, com os valores quantificados para a Região Nordeste do Brasil (A) e Semiárido Nordestino (B), entre os anos de 2000 e 2019.

A.



B.

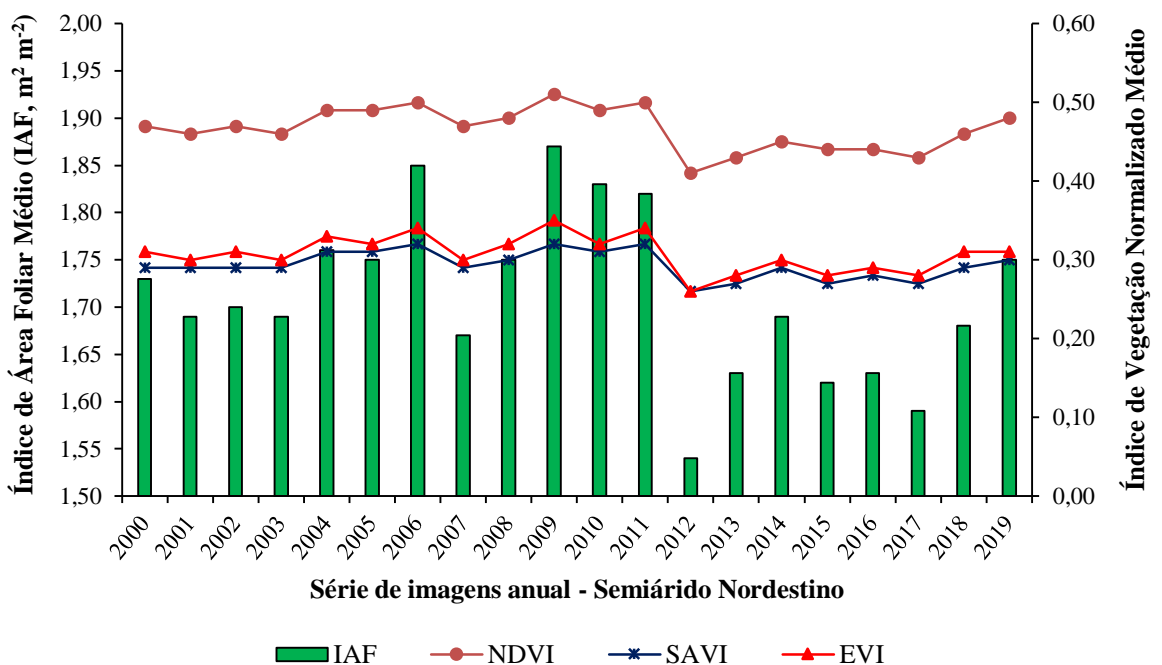


Figura 11. Série temporal média anual dos índices de vegetação IAF, NDVI, SAVI e EVI, para a Região Nordeste do Brasil (A) e Semiárido Nordestino (B)

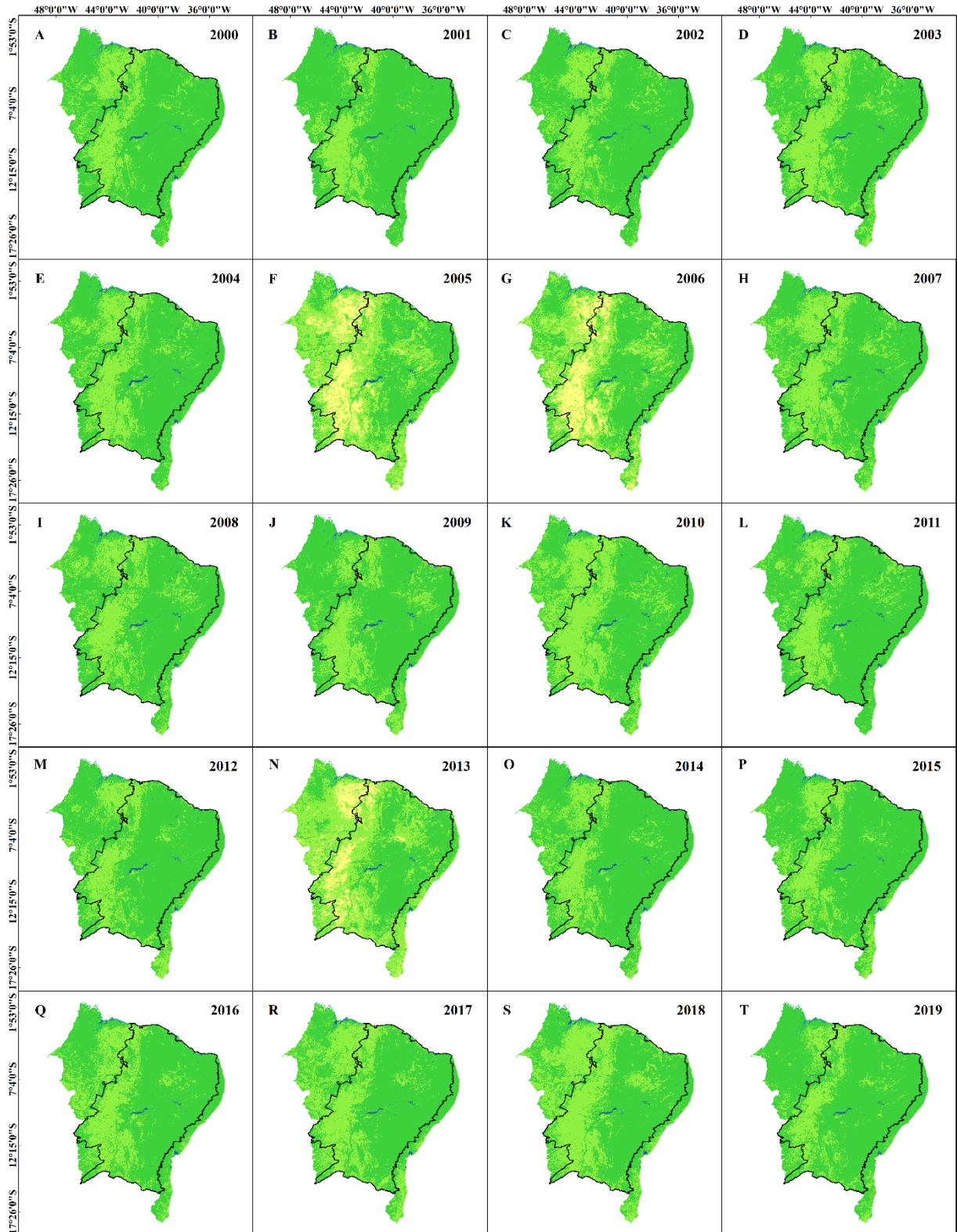
Em destaque, observa-se o padrão de comportamento dos índices de vegetação ao longo do tempo, onde a Região Nordeste do Brasil (Figura 11A) e o Semiárido Nordestino (Figura 11B) obtiveram resultados semelhantes nas condições de mudanças anuais (Figura 11).

O período de 2012 a 2019 demonstra um impacto significativo na cobertura vegetal, evidenciado pela redução dos índices de vegetação normalizados (NDVI, SAVI e EVI), assim como é evidenciado também pela própria diminuição do índice de área foliar (IAF) (Figuras 10A e 10B). Todavia, percebe-se a baixa capacidade de resiliência da vegetação ao longo desse período em função da maior persistência dos eventos de seca, configurados pela alta variabilidade climática da Região Nordeste e principalmente do Semiárido Nordestino.

É notável que, diante do maior resultado médio na análise temporal, se confirma a alta sensibilidade espectral do NDVI, a condição de cobertura vegetal verde, ou seja, satura de forma rápida ao valor de 1 que, tecnicamente, se deve à refletância do infravermelho próximo, que reflete significativamente maior quando comparado ao vermelho, ao passo que os índices SAVI e EVI, diante dos fatores de ajuste às condições do solo e minimização dos efeitos de aerossóis, são praticamente iguais e com valores médios moderados. A junção de informações dos índices NDVI, EVI, SAVI e IAF representam de forma consistente o padrão de comportamento das condições de cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro (Figura 11).

Dentre a análise espaço-temporal, também é prioridade analisar, mais especificamente, a detecção da condição hídrica de rios e reservatórios do Semiárido Nordestino, a partir dos índices de água NDWI e MNDWI (Figuras 11 a 15). Inicialmente, destaca-se que, ao contrário dos índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IAF, os intervalos de valores do NDWI e MNDWI se invertem, quando os valores positivos identificam/caracterizam áreas cobertas por corpos hídricos e os valores negativos se distribui pelos demais tipos de cobertura e uso da terra da Região Nordeste e Semiárido Nordestino.

Na Figura 12, está ilustrada a distribuição espaço-temporal do índice da diferença normalizada da água – NDWI, entre os anos de 2000 e 2019. O índice NDWI identificou valores entre -1,00 e 1,00.



Legenda:
 Normalized Difference Water Index - NDWI (Detecção de Corpos Hídricos)

-1,00 - -0,55	-0,48 - -0,21	0,00 - 0,35	Semiárido Nordestino
-0,54 - -0,49	-0,20 - -0,01	0,36 - 1,00	

0 150 300 600 900 1.200 1.500 km
 Sistema de Coordenadas Geográficas
 DATUM: WGS1984 - Zonas 23, 24 e 25 S
 Elaboração: Silva, J.L.B.

Figura 12. Distribuição espaço-temporal do índice de água NDWI no Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019

Os mapas temáticos do índice de água NDWI destacaram uma característica de homogeneizar áreas agropecuárias e de vegetação natural, exceto áreas de corpos hídricos. A suavização espectral, principalmente dos ambientes vegetados, objetiva facilitar a observação das áreas com coberturas hídricas (Figura 12).

A faixa de valor positivo, que varia de 0,00 a 0,35, se apresenta nos mapas geoespaciais como áreas cobertas por corpos hídricos de menores expressões, ao passo que as maiores áreas se situam entre 0,36 e 1,00. Tal qual destacam os maiores reservatórios inseridos no Semiárido Nordeste (Figura 12). Ressalta-se que esta última faixa de valor possui a maior confiabilidade para a detecção dos corpos hídricos. De modo que a faixa de valor que se aproxima de zero pode refletir as condições de umidade no entorno dos rios e reservatórios, se tratando do NDWI.

Na Figura 13, ilustra-se tão somente as áreas cobertas por corpos hídricos, pois a supressão dos demais usos do solo facilita a visualização do alvo específico, os corpos d'água, com caracterização realizada a partir dos valores internos dos mapas temáticos do índice de água NDWI.

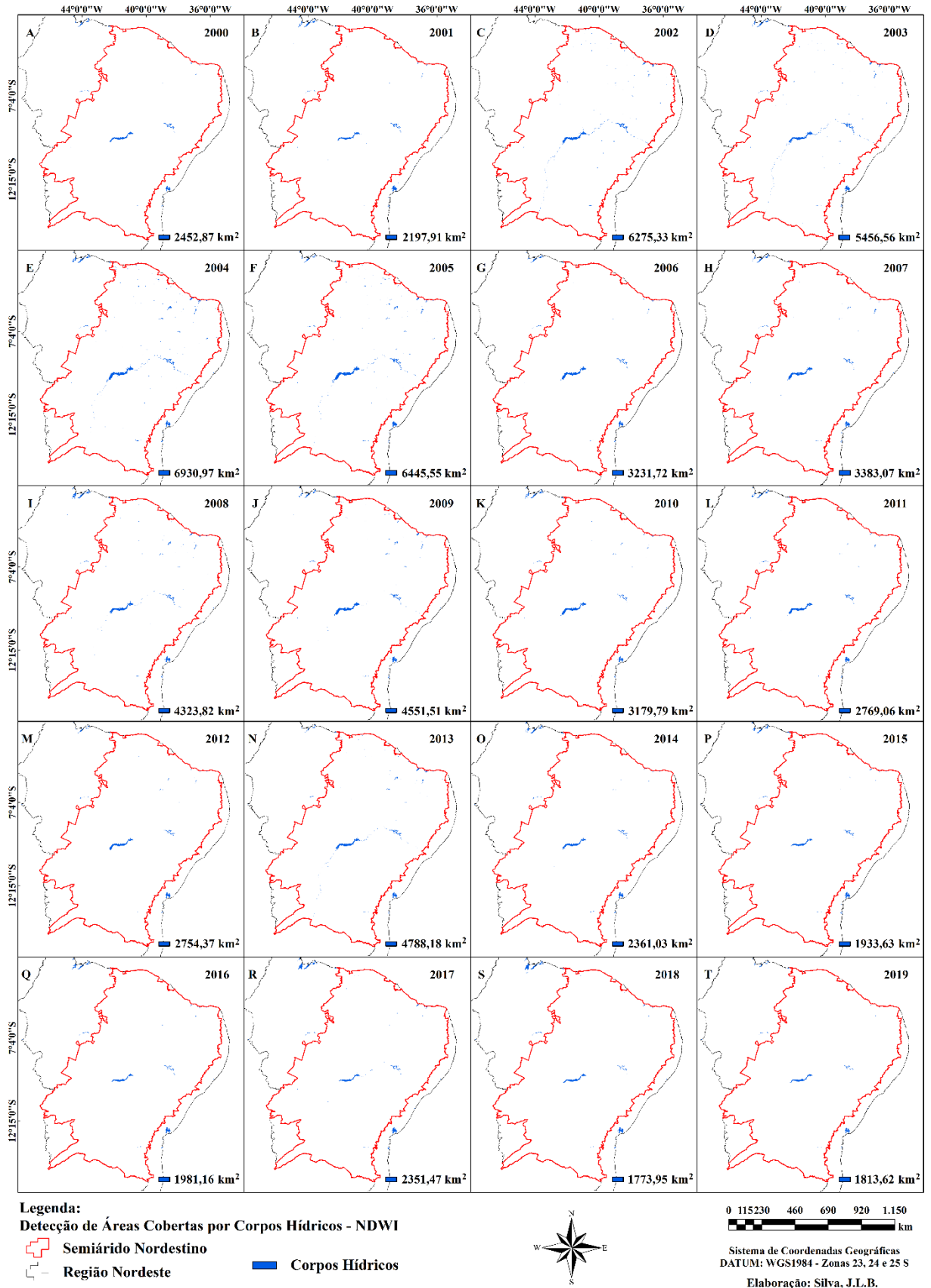


Figura 13. Detecção espaço-temporal das áreas cobertas por corpos hídricos pelo índice NDWI no Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

No quantitativo anual do NDWI, destaca-se o período mais crítico quanto à condição hídrica do Semiárido Nordeste, que compreende os anos de 2000 e 2001, e principalmente o período de 2014 a 2019, com áreas cobertas por corpos hídricos variando de 1.773,95 a 2.452,87 km², e também em comparação com os demais anos da análise espaço-temporal destacam-se os quantitativos das maiores áreas de coberturas hídricas, entre 5.456,54 e 6.930,97 km², referentes aos anos de 2002 a 2005 (Figura 13).

Na Figura 14, ilustra-se também a distribuição espaço-temporal do índice da diferença normalizada da água modificado – MNDWI, entre os anos de 2000 e 2019. O índice MNDWI identificou valores entre -1,00 e 1,00.

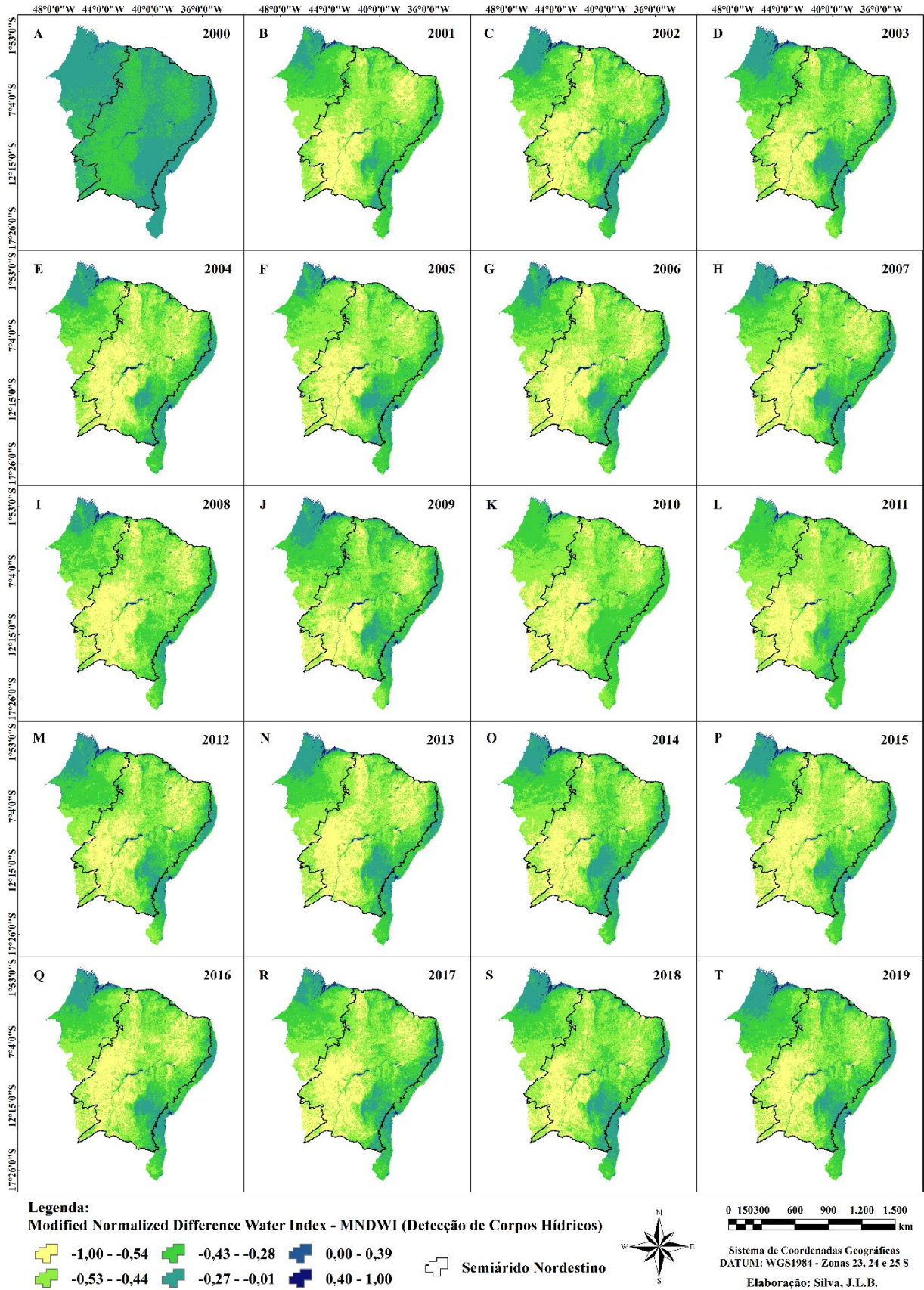


Figura 14. Distribuição espaço-temporal do índice de água MNDWI no Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019

Ao contrário do NDWI, a análise espaço-temporal do índice de água MNDWI destaca áreas mais heterogêneas e com alta capacidade espectral de detectar a condição de umidade da cobertura vegetal, nesse sentido, apresentando melhores resultados, além, também, principalmente, da eficiência de detecção do padrão de mudança dos corpos hídricos (Figura 14).

Para o MNDWI, a faixa de valor positivo entre 0,00 e 0,39 também destaca nos mapas geoespaciais as menores áreas de corpos hídricos, enquanto as maiores estão representadas entre a faixa de valor 0,40 e 1,00. E, quando somadas, apresentaram, eficientemente, os cursos de rios, lagos e reservatórios do Semiárido Nordeste (Figura 14).

A faixa de valor entre -0,27 e -0,01 representa de forma eficiente a condição de umidade na vegetação ao longo do tempo, como pode ser observado sobre as regiões noroeste, sul, centro-sul e sudeste do Nordeste Brasileiro (Figura 14), que por sua vez são regiões que se mantêm com alta densidade de biomassa vegetal e foliar, como detectado no monitoramento dos mapas temáticos dos índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IAF.

Na Figura 15, também se ilustra tão somente as áreas cobertas por corpos hídricos em função dos valores internos dos mapas temáticos do índice de água MNDWI. A caracterização dos corpos hídricos por este parâmetro destacou mais nitidamente os cursos dos rios ao longo da análise espaço-temporal, tais quais não foram detectados de forma eficiente no NDWI, dada a desvantagem deste.

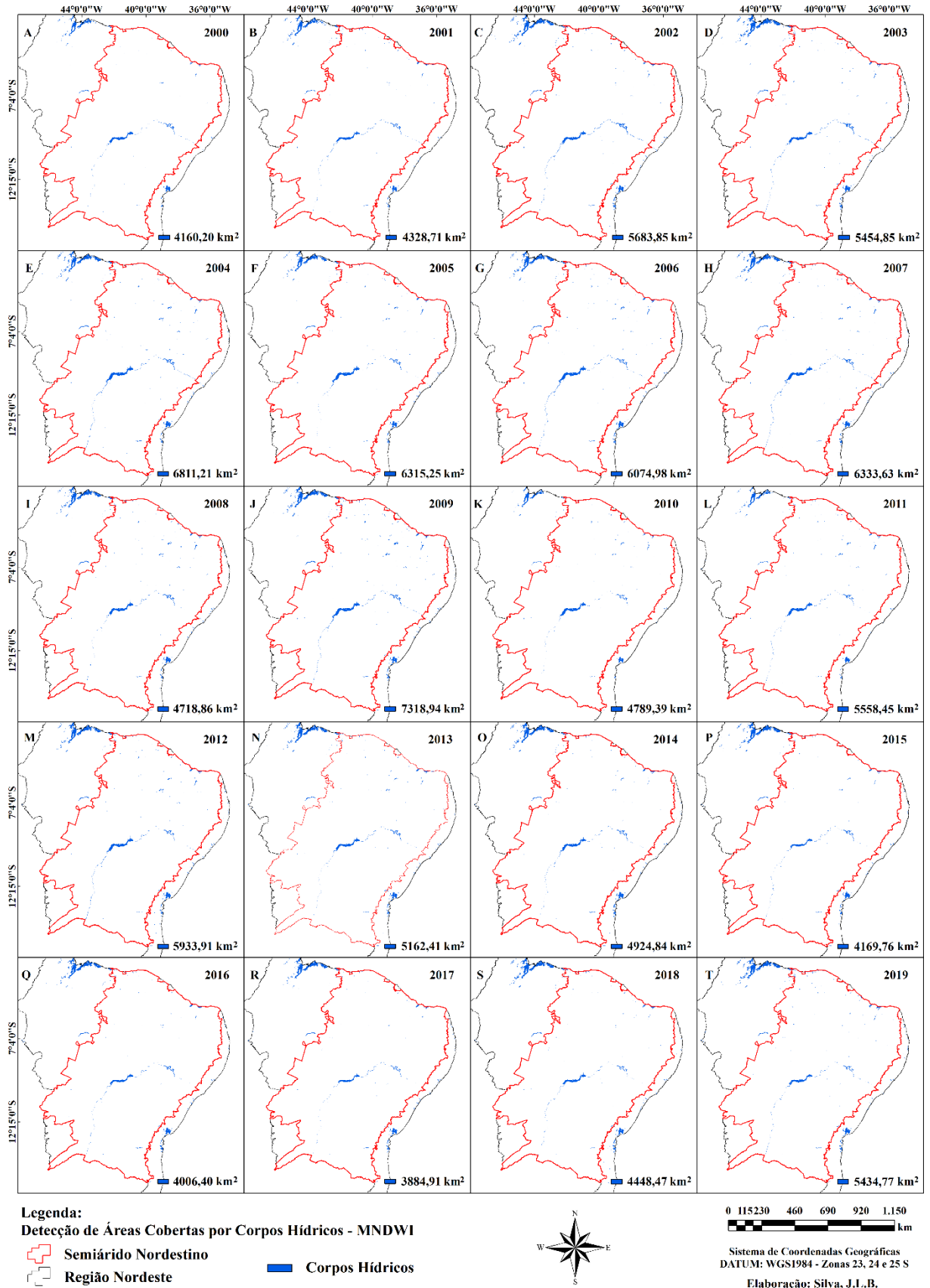


Figura 15. Detecção espaço-temporal das áreas cobertas por corpos hídricos pelo índice MNDWI no Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

Apesar do MNDWI destacar, na sua maioria, um quantitativo anual maior que o NDWI, identificou no período de 2013 a 2018 uma condição hídrica crítica, ainda sendo complementado dentre a análise espaço-temporal por baixos quantitativos nos anos de 2000 e 2001. Nestes anos, analisando especificamente as regiões centro-norte do Semiárido Nordeste pode-se observar a supressão das áreas hídricas (Figura 15).

A Figura 16 apresenta a comparação da quantificação anual das áreas detectadas com coberturas hídricas no Semiárido Nordeste a partir dos índices NDWI e MNDWI, bem como a distribuição temporal dos valores médios da precipitação total anual (mm), entre o período de 2000 e 2019.

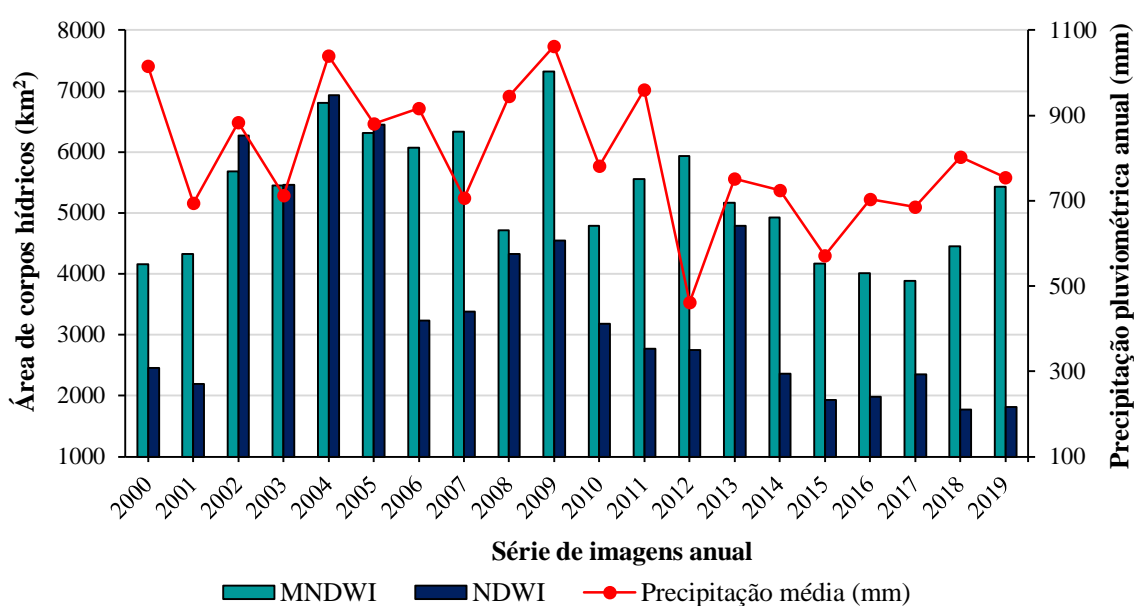


Figura 16. Quantificação espaço-temporal anual das áreas cobertas por corpos hídricos no Semiárido Nordeste, e os valores médios da precipitação total anual, entre os anos de 2000 e 2019

Os índices NDWI e MNDWI podem ser comparados entre si em função da melhor eficiência na detecção de corpos hídricos dentre a análise espaço-temporal. O MNDWI apresentou uma condição de superestimativa ao NDWI em praticamente toda a análise, exceto em 2002, 2004 e 2005 (Figura 16).

O índice MNDWI possui a particularidade de melhorar as informações dos recursos hídricos abertos, sendo mais eficiente. Tal qual remove os ruídos relacionados aos demais tipos de cobertura da terra de maneira eficaz. Essas condições são possíveis devido à substituição da banda multiespectral da refletância do infravermelho próximo pela do infravermelho médio, que aperfeiçoou o alcance da resposta espectral dos recursos hídricos, com características mais

precisas e valores positivos, em sua maioria, bem maiores que o NDWI, que também se confirma na presente pesquisa.

Vale destacar, nesse sentido, que mesmo com altos quantitativos pluviométricos para a Região Nordeste, a distribuição espacial dos regimes de chuva podem não favorecer a localização geográfica dos rios, lagos e reservatórios (por exemplo, Figura 17). Por consequência, os quantitativos anuais destes diminuem significativamente e/ou são suprimidos, especialmente nos períodos de longa estiagem, como é o caso mais específico das regiões do Semiárido Nordestino, estando ainda mais vulneráveis às pressões das ações antrópicas.

A distribuição espaço-temporal dos corpos hídricos é quantitativamente realizada neste estudo para destacar os padrões de mudanças anuais referentes aos recursos hídricos no Semiárido Nordestino. Esse tipo de monitoramento ajudará na detecção da degradação de corpos hídricos ao longo do tempo, que influenciará diretamente no manejo hídrico dos usos múltiplos das regiões semiáridas. Costa et al. (2020), analisando índices climáticos extremos no Nordeste Brasileiro, entre 1961 e 2014, detectaram para a maioria das estações meteorológicas uma redução na precipitação total anual, além de uma redução da frequência de dias chuvosos na Região. Os autores demonstraram preocupação devido à Região Nordeste ser marcada pela escassez de recursos hídricos perenes e pela ameaça de processos de desertificação.

Diante da detecção dos padrões de mudanças da condição hídrica por sensoriamento remoto orbital, pode-se destacar que os eventos de seca foram mais intensos e os períodos de estiagem ainda mais longos, e quando compara-se ao período de 2012 a 2019, percebe-se que o Semiárido Nordestino não recuperou o aporte hídrico necessário para manutenção dos usos múltiplos nem condições de umidade do solo correspondente para a formação da vegetação. Com isso, passou-se a ter um déficit hídrico anual acentuado, mais severo. Prova disso, no próprio período de 2012 a 2019, houve significativa redução dos índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IAF, pois a escassez hídrica prejudicou as condições de resiliência da vegetação e afetou a condição de biomassa vegetal da região (por exemplo, Figura 11B).

O entendimento da variabilidade espaço-temporal da cobertura vegetal e de corpos hídricos demonstrados pelos padrões espectrais dos índices de vegetação e de água estão diretamente condicionados à alta variabilidade climática da Região Nordeste do Brasil (Figura 17). Pesquisas realizadas na Região apresentam a interação dos padrões de mudanças da biomassa vegetal com a precipitação, de modo que a ausência de chuva favorece a dinâmica da vegetação seca, enquanto sua presença ativa os processos de atividades fotossintéticas, que, por

sua vez, aumenta a condição de cobertura vegetal verde, principalmente no ecossistema da Caatinga, caracterizado pelo alto poder de resiliência (BARBOSA et al., 2006; BARBOSA & KUMAR, 2016; MAIA et al., 2018; BARBOSA et al., 2019).

Barbosa et al. (2006) destacaram que, dentre o período de 1982 a 2001, os eventos de seca e a degradação ambiental nos ecossistemas naturais do Nordeste Brasileiro se intensificaram, e que os padrões de variabilidade da cobertura vegetal é uma consequência do impacto da maior aridez na Região, principalmente na última década do século XX.

Na Figura 17, ilustra-se a distribuição espaço-temporal dos totais anuais da precipitação pluviométrica (mm) pelo sensor TRMM 3B43v7. Os totais anuais de chuva variaram de 122 a 3.031 mm, entre os anos de 2000 e 2019.

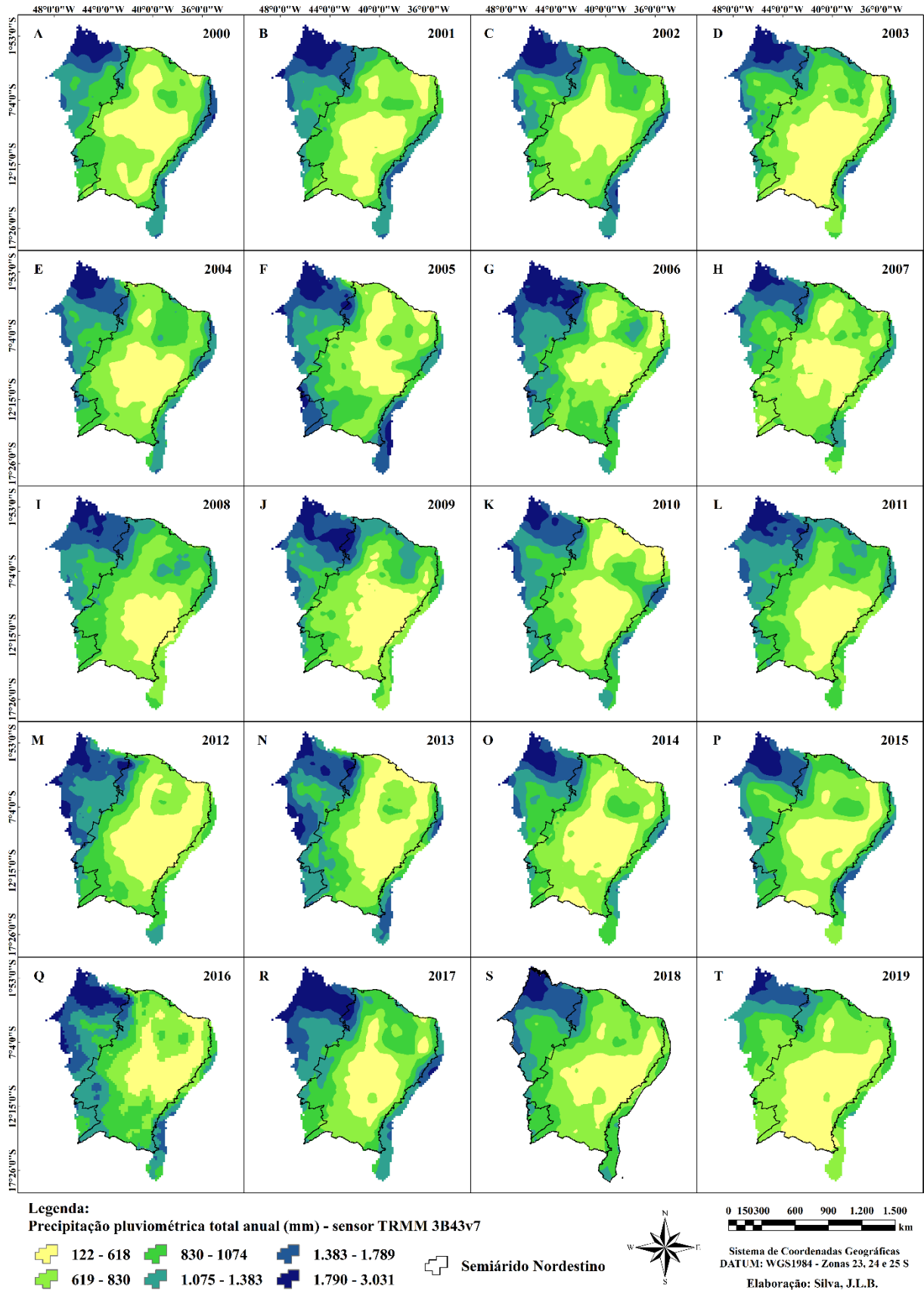


Figura 17. Distribuição espaço-temporal da variabilidade pluviométrica total anual (mm) pelo TRMM 3B43v7 na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

Os dados pluviométricos estimados pelo TRMM caracterizaram eficientemente o padrão de concentração dos eventos extremos de chuva, principalmente, o padrão de distribuição da seca na Região Nordeste e Semiárido Nordestino, ao longo do tempo (Figura 17). Nesse sentido, o TRMM é altamente aplicável para o monitoramento espaço-temporal da gravidade e comportamento dos eventos de seca.

As regiões do Semiárido Nordestino, especialmente o seu núcleo, são notadamente mais impactadas pela variabilidade climática e baixos índices pluviométricos, favorecendo a baixa umidade do solo e condições de déficit hídrico acentuadas ao longo do tempo (Figura 17). Desse modo, a precipitação configura-se como a principal controladora da condição hídrica de rios, lagos e reservatórios, bem como, principalmente, da produção de biomassa vegetal nos diferentes ecossistemas do Nordeste Brasileiro.

Oliveira et al. (2017) pesquisaram sobre a climatologia e análise de tendências da precipitação extrema nas sub-regiões do Nordeste Brasileiro, e detectaram uma variabilidade anual proferida em todas as sub-regiões e, por sua vez, a identificação de um forte sinal sazonal, onde as estações seca e chuvosa são bem definidas. Contudo, frisaram que os altos índices pluviométricos observados na sub-região noroeste do Nordeste são devido à sua proximidade com a Região Norte do Brasil, climaticamente influenciada pela massa atmosférica amazônica.

Maia et al. (2018) estudaram a influência da sazonalidade climática no Semiárido Brasileiro e destacaram que a análise da cobertura vegetal é complexa devido à variabilidade interanual da precipitação pluviométrica, quando alertaram que os padrões de mudanças ambientais à superfície não possuem tão somente uma relação direta com as atividades antrópicas degradantes, à medida que a dinâmica das condições de cobertura da terra podem ser resultado dos fatores climáticos como alteração da chuva, condições topográficas locais e características fisiológicas da vegetação.

A Figura 18 apresenta a variabilidade temporal por meio dos valores médios da precipitação pluviométrica total anual (mm), tanto para a Região Nordeste como também para o Semiárido Nordestino, entre 2000 e 2019.

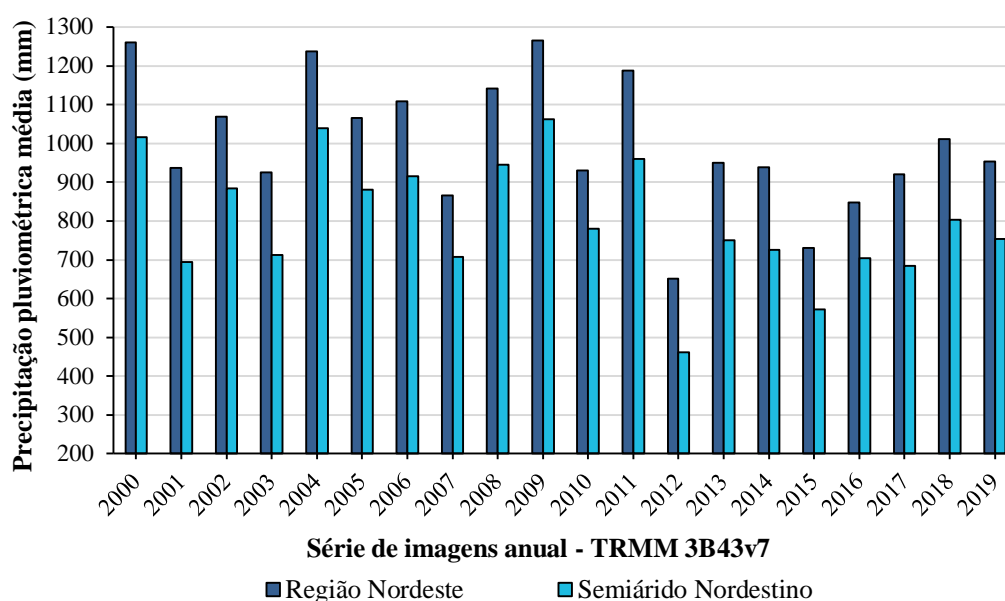


Figura 18. Variabilidade temporal da precipitação pluviométrica média (mm) pelo sensor TRMM 3B43v7 na Região Nordeste e Semiárido Nordestino, entre os anos de 2000 e 2019

O valor médio do quantitativo total anual confirma que, a partir do ano de 2012, a chuva se apresentou escassa para a Região Nordeste e, principalmente, para o Semiárido Nordestino. Ambos, destacando precipitações médias anuais, nesse ano, entre 651 e 462 mm, respectivamente (Figura 18).

O período de 2012 a 2016 é marcante para a Região Nordeste do Brasil e vem sendo muito estudado, por se confirmar como um período crítico, de seca severa generalizada, cobrindo praticamente todos os municípios da Região. Assim, sendo classificado por diversas pesquisas climatológicas como a maior seca das últimas décadas em termos de magnitude e duração (MARENGO et al., 2017; CUNHA et al., 2018; MARENGO et al., 2018; MARTINS et al., 2018; CUNHA et al., 2019).

Analisando, mais especificamente, o evento da seca severa de 2012 a 2016, Martins et al. (2018) realizaram uma análise de atribuição de multimétodos da seca hidrometeorológica prolongada no Nordeste Brasileiro, quando detectaram impressionantes 135 anos do período de retorno.

Na Figura 19, ilustra-se a distribuição espaço-temporal do parâmetro biofísico, temperatura da superfície, entre os anos de 2000 e 2019.

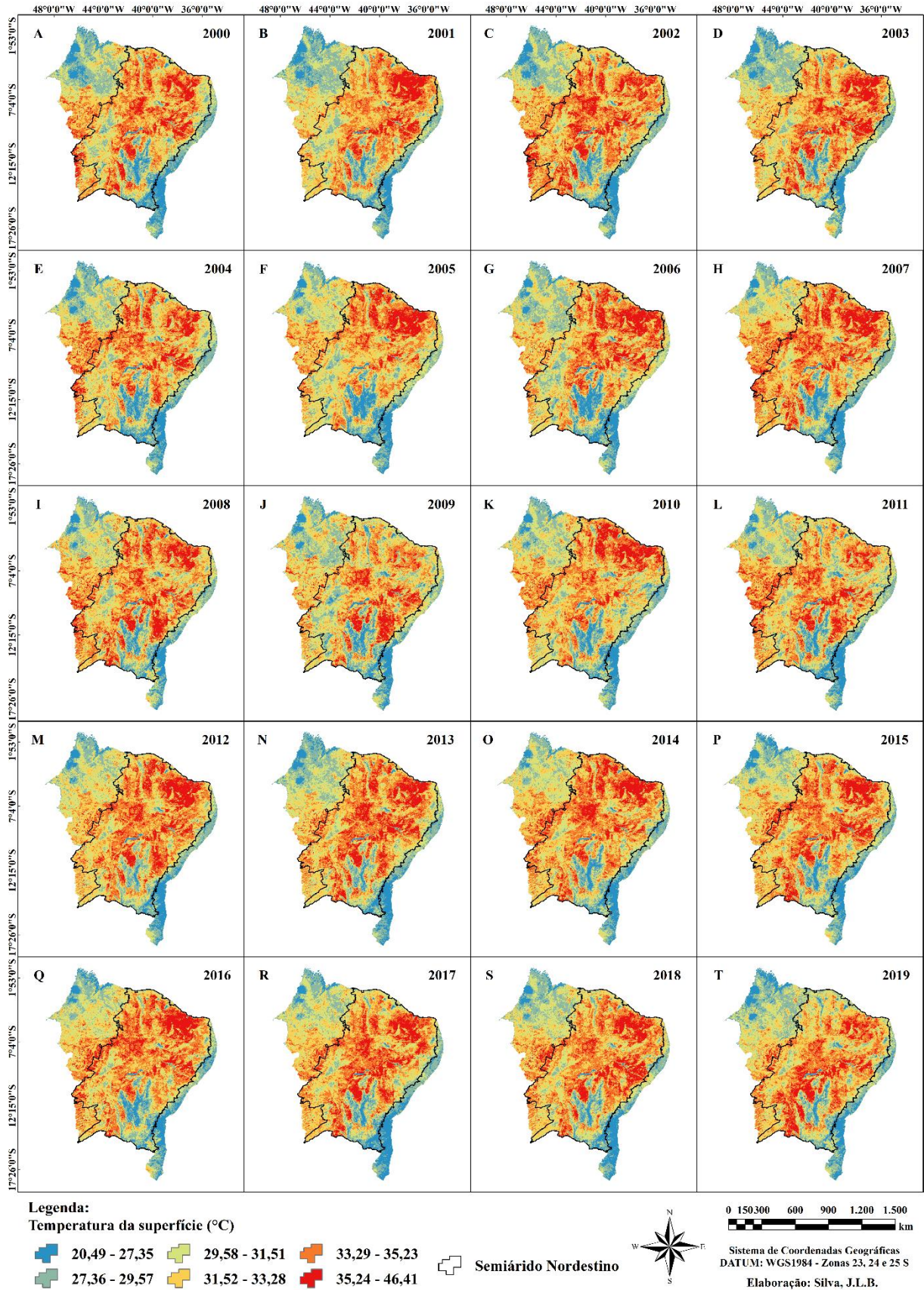


Figura 19. Distribuição espaço-temporal da temperatura da superfície na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

Diante da análise espaço-temporal da temperatura da superfície, pode-se observar altos valores, principalmente sobre o Semiárido Nordestino, região referendada pelos índices de vegetação por apresentarem baixa e/ou nenhuma cobertura vegetal. Assim, apresentando em determinadas regiões a formação de ilhas de calor ao longo do tempo, com pixels de tonalidades na faixa do vermelho. Os valores da temperatura, em geral, variaram de 20,49 a 46,41 °C (Figura 19). Ressalta-se que esse valor máximo é pontual, observado em algum pixel específico dentre a análise espaço-temporal. Vorovencii (2015) aponta que a diminuição da cobertura vegetal em superfícies secas afeta diretamente a temperatura da superfície, bem como a umidade do ar, podendo influenciar na circulação da massa de ar e nos regimes de chuvas locais.

As áreas dos mapas temáticos com altas faixas de temperatura destacam regiões com maior impacto pelos efeitos da seca, reflexo da alta variabilidade da precipitação, aumentando as condições de déficit hídrico que, conseqüentemente, potencializam os impactos ambientais no Nordeste Brasileiro, de modo que afeta a resiliência da cobertura vegetal ao longo do tempo. Bezerra et al. (2014) observaram que, além do regime de chuva, a espacialização da temperatura acontece de modo análogo à distribuição da cobertura vegetal local relacionando-se, ainda, com a sazonalidade de variáveis meteorológicas, como a temperatura do ar e radiação solar global incidente.

As áreas cobertas por corpos hídricos, com cobertura vegetal densa e altitudes elevadas apresentaram os menores valores da temperatura da superfície, com pixels de tonalidades na faixa do azul. Com isso, os mapas temáticos da temperatura corroboraram com o padrão de comportamento dos índices de vegetação, destacando condições de temperatura mais amenas sobre as regiões noroeste, sul, centro-sul e sudeste do Nordeste Brasileiro (Figura 19).

Cunha et al. (2015) exploraram a aplicabilidade do índice de abastecimento de vegetação (*Vegetation Supply Water Index – VSWI*), uma junção do NDVI e temperatura da superfície do sensor MODIS, em definição de uma metodologia para o monitoramento de seca. Os autores obtiveram resultados que indicaram a severidade de um evento de seca dentre os anos de 2012 e 2013, quando aproximadamente 85% do Semiárido Brasileiro foi afetado por condições de déficit hídrico. Porém, concluem que somente um único índice nem sempre é suficiente para detectar com precisão as características principais desses eventos. E, assim, recomendaram o uso combinado de diferentes indicadores ao mesmo tempo ou índices que integram várias fontes de informações para, contudo, poder alcançar resultados ainda mais consistentes com a real situação.

Gutiérrez et al. (2014), estudando os eventos de seca no Brasil, também destacaram a forte intensidade deste evento em 2012 e 2013, anos caracterizados pelo alto déficit hídrico e que afetaram a disponibilidade hídrica de reservatórios, em destaque, das regiões semiáridas do estado do Ceará, quando apontaram perdas quase que totais na agricultura de sequeiro, com cultivos de milho e feijão, gerando diversos conflitos socioeconômicos locais e regionais.

Na Figura 20, ilustra-se a distribuição espaço-temporal do parâmetro biofísico, albedo da superfície, entre os anos de 2000 e 2019. Os valores do albedo variam de 0,01 a 0,48.

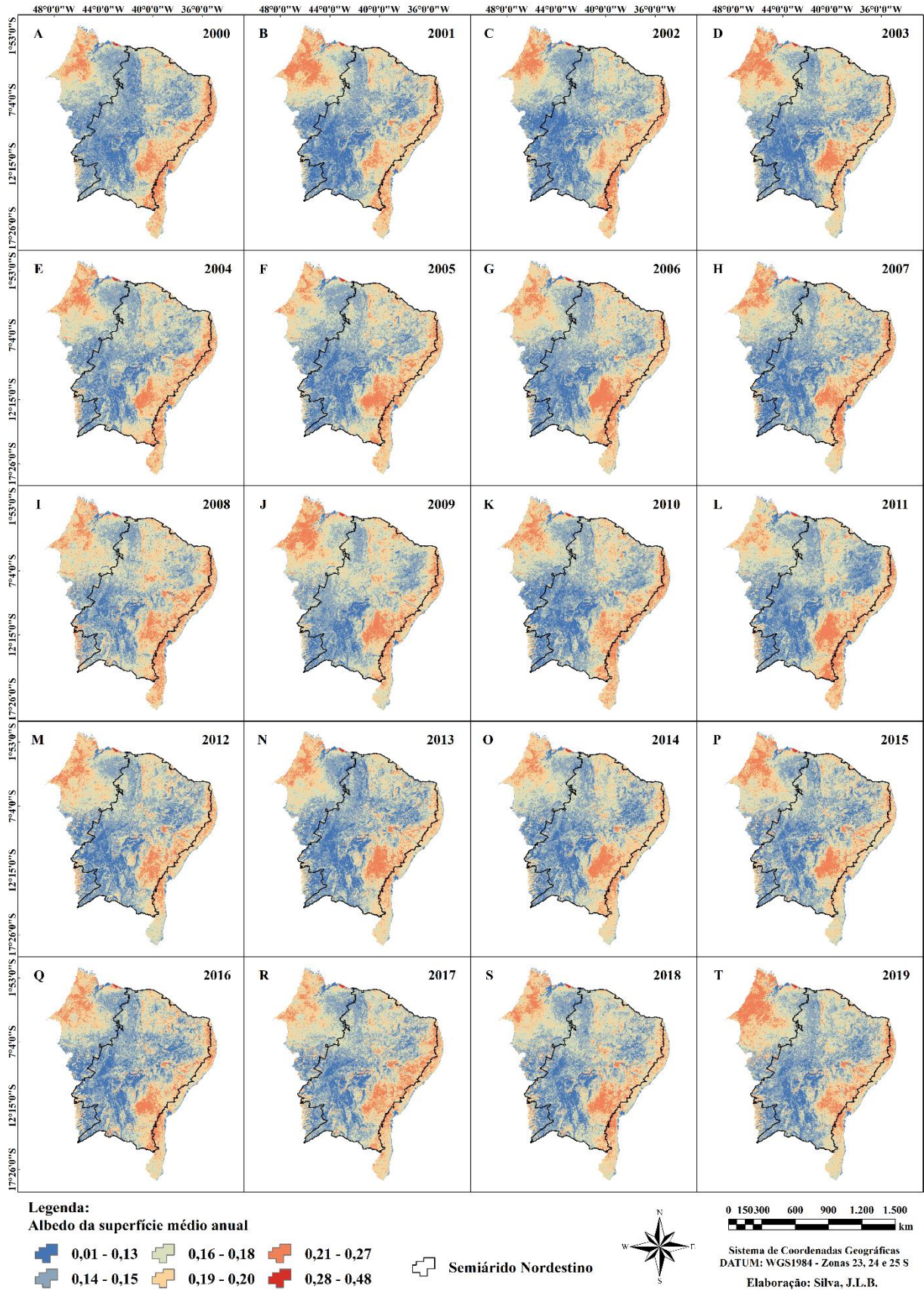


Figura 20. Distribuição espaço-temporal do albedo da superfície na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2000 e 2019

Os menores valores desse parâmetro, situados mais especificamente na faixa de 0,01 a 0,13, estão atribuídos às áreas de coberturas hídricas e de floresta densa. Enquanto que nas áreas com cobertura vegetal típica da Caatinga, de agricultura e pastagem os valores são intermediários, variando de 0,14 a 0,27 (Figura 20). A faixa de valor entre 0,28 e 0,48 destaca, principalmente, áreas não vegetadas e de infraestrutura urbana (pixels de tonalidade vermelha), praticamente não visualizados nos mapas devido às menores proporções de áreas ocupadas.

O padrão de comportamento espectral do albedo determinou um resultado importante, bem definido a partir dos seus maiores valores, que indicam, na sua maioria, a substituição das áreas de vegetação natural por áreas de fins agropecuários, principalmente no aumento das áreas de pastagem, situadas nas regiões norte, noroeste, sul e sudeste do Nordeste Brasileiro (Figura 20). Essa condição de mudança corrobora com os dados geoespaciais e quantitativos da cobertura e uso da terra do MapBiomass que, inclusive, na análise de tendência deste estudo, detectou a diminuição significativa das áreas de floresta e o aumento potencial da agropecuária. Além, também, de corroborar com os resultados da pesquisa de Vieira et al. (2013).

Mariano et al. (2018) apontam que o albedo da superfície é parte significativa no balanço de energia superficial, dado como um dos principais estimuladores do processo da evapotranspiração na partição dos fluxos de calor sensível e latente.

Ao longo do tempo, nota-se também sobre a região norte do Nordeste Brasileiro um padrão de comportamento espectral bem definido, quando nessas áreas destacam valores mais altos e acentuados do albedo (Figura 20). Nessa região específica, situa-se o estado do Ceará (Figura 20), onde também se destacou altos valores de temperatura da superfície e baixo índice de área foliar (por exemplo, Figuras 18 e 9, respectivamente).

As condições de mudanças da cobertura da terra como, por exemplo, a substituição da vegetação nativa junto à degradação de áreas agrícolas, altera o particionamento do balanço de energia à superfície, reduzindo significativamente o processo da evapotranspiração (Figura 21). Nesse sentido, a extensiva prática agropecuária especialmente nas regiões semiáridas contribui para o crescimento das áreas degradadas, acelerando o processo de desertificação. E como observado por Mariano et al. (2018), a degradação da terra no Nordeste Brasileiro reduz de forma significativa a evapotranspiração. Essas condições foram também evidenciadas a partir das condições de mudanças da cobertura e uso da terra do presente estudo.

Na Figura 21, ilustra-se a distribuição espaço-temporal da evapotranspiração real (ET), que retrata a média de 8 dias ao longo de cada ano, na Região Nordeste e Semiárido Nordestino, entre os anos de 2001 e 2019.

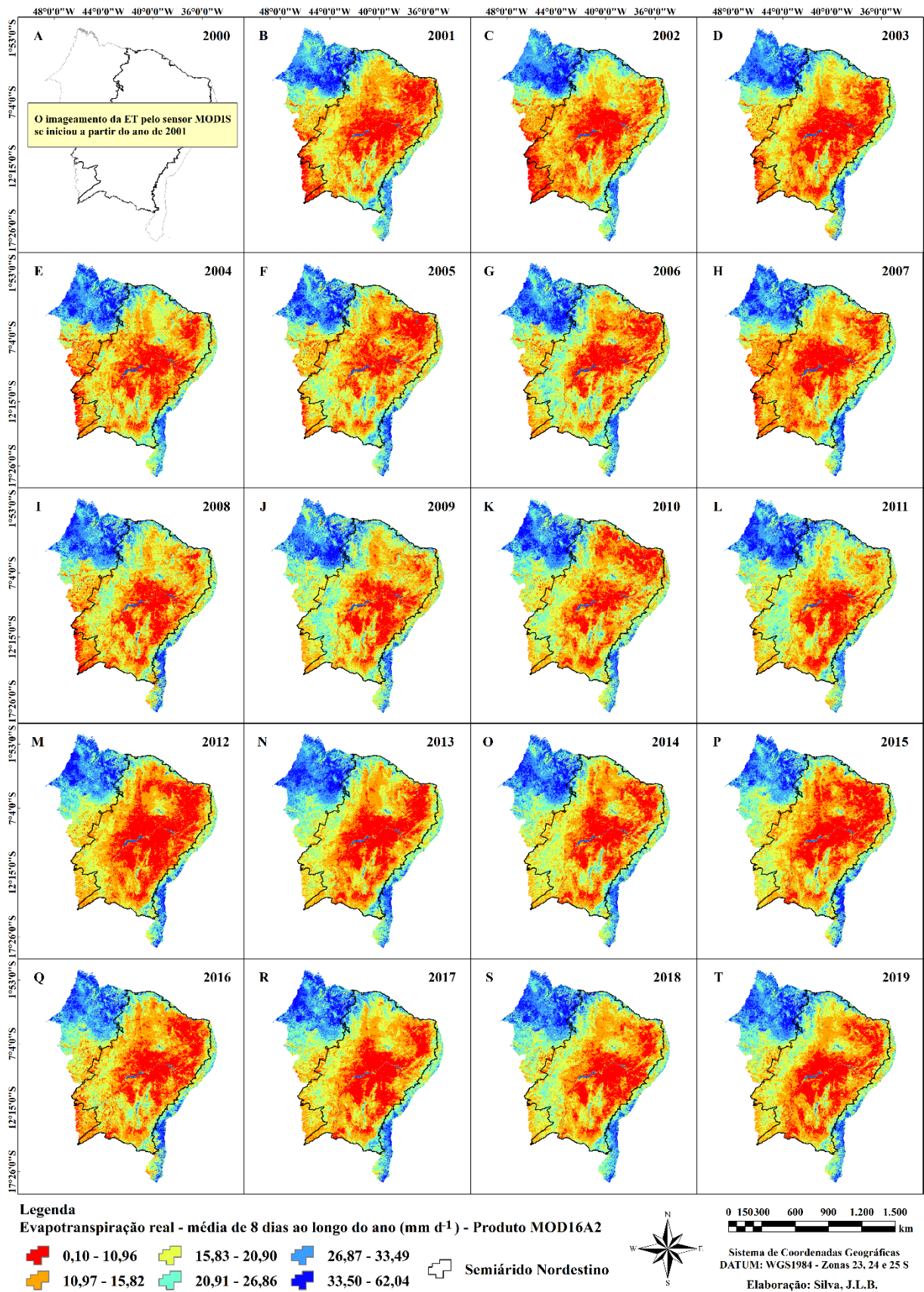


Figura 21. Distribuição espaço-temporal da evapotranspiração real, média de 8 dias, na Região Nordeste e Semiárido Nordeste, entre os anos de 2001 e 2019

Os valores dos mapas temáticos correspondem ao pixel médio da ET, que variou de 0,10 a 62,04 mm dia⁻¹. Os mapas da ET destacam o padrão de comportamento da dinâmica espaço-temporal da Região Nordeste e Semiárido Nordestino, marcados, principalmente, pelos baixos totais anuais de precipitação e escassez hídrica (Figura 21).

A ET destacou os menores valores nas regiões do Semiárido Nordestino, afetada pelas condições de mudanças da cobertura e uso da terra em função da variabilidade pluviométrica (Figura 21). Os índices de vegetação destacaram no Semiárido Nordestino baixa cobertura vegetal e/ou áreas não vegetadas com déficit hídrico, que favorecem a menor existência de energia disponível a ser repartida nos processos da evapotranspiração. O padrão de flutuação das chuvas no Nordeste do Brasil (por exemplo, Figura 17) está diretamente correlacionado com o padrão de resposta da ET (por exemplo, Figura 21).

Os maiores valores da ET foram sobre as regiões noroeste e sul do Nordeste Brasileiro, que são áreas com maiores densidades de cobertura vegetal e marcadas por altos índices de chuva e condições de umidade da Amazônia e do litoral associados aos grandes sistemas atmosféricos e disponibilidade de umidade proveniente do Atlântico (Figura 21).

As condições de alto déficit hídrico, destacadas nos parâmetros físico-hídricos, provocam desequilíbrios no ecossistema natural, prejudicando significativamente os processos de troca de energia à superfície nestas regiões.

7.3 Sazonalidade dos parâmetros físico-hídricos na análise espaço-temporal (2000-2019)

A Figura 22 apresenta a sazonalidade dos parâmetros físico-hídricos à superfície, albedo e temperatura da superfície (Ts, °C), evapotranspiração real (mm dia⁻¹) e os índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IAF, para a Região Nordeste dentre o período de 20 anos, entre 2000 e 2019. Vale destacar que as principais condições de mudanças sazonais dos parâmetros climáticos/ambientais estão associadas principalmente pela orientação da agricultura de sequeiro e subsistência, e condições de produtividade nas diferentes épocas do ano para a Região Nordeste do Brasil.

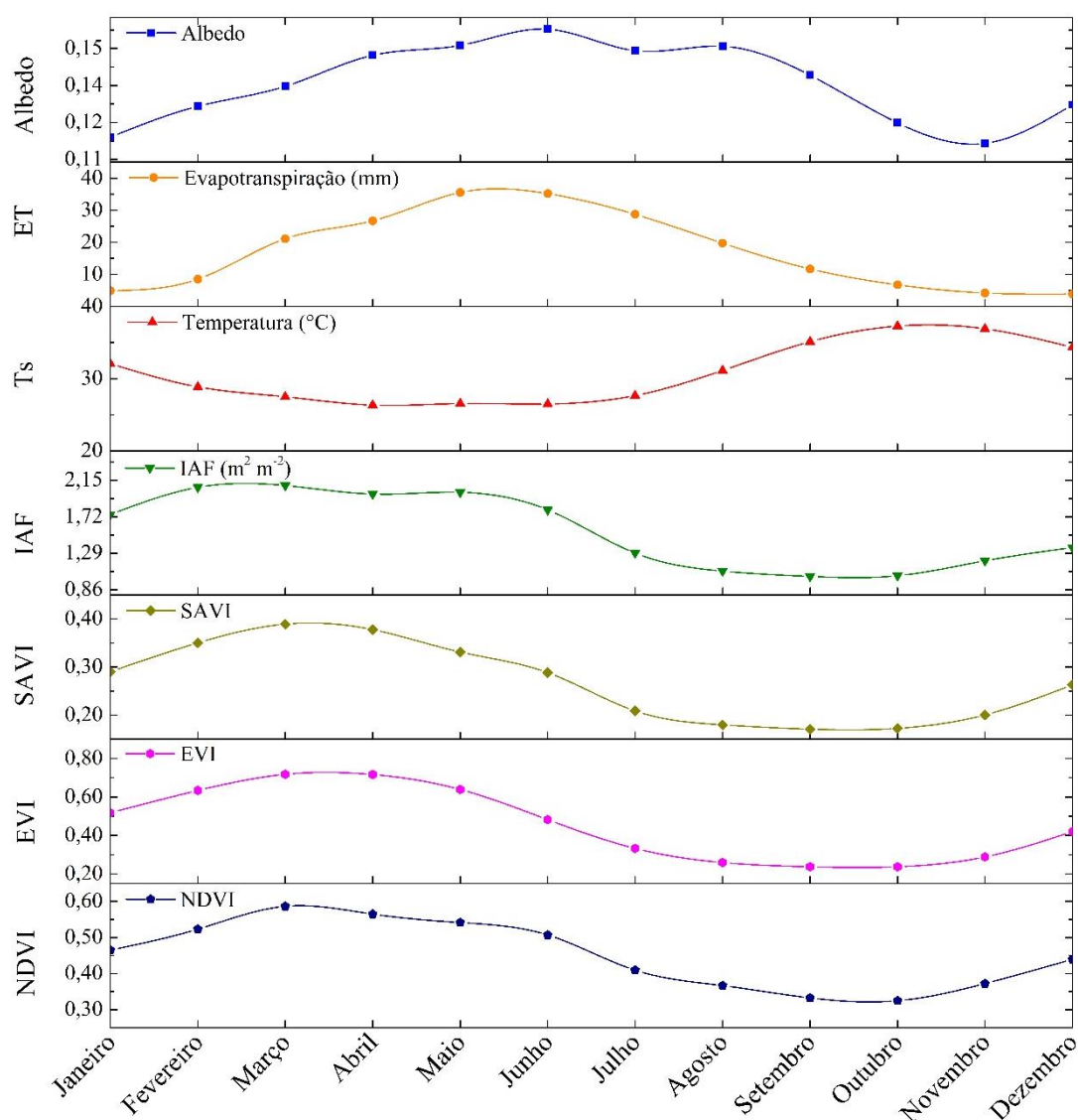


Figura 22. Sazonalidade dos parâmetros físico-hídricos para a Região Nordeste do Brasil, entre os anos de 2000 e 2019

Na análise sazonal, o albedo da superfície diferiu dos demais, não tendo bom ajuste ao longo do meses do ano. Cabe ressaltar que a própria série de dados geoespaciais diante de diversas imagens afetou, em parte, o padrão de comportamento do albedo, que não teve variação sazonal satisfatória.

Enquanto isso, a temperatura da superfície (Ts) e a evapotranspiração real (ET) destacaram padrões de condições de comportamento análogos, de forma inversamente proporcional, sendo a ET condicionada ao padrão de comportamento espectral das coberturas vegetais em função principalmente dos índices de vegetação (Figura 22). Mensurar a evapotranspiração sazonal torna-se elemento essencial para o desenvolvimento rural e manejo

adequado dos campos agrícolas nas determinadas épocas do ano, fundamentando o manejo hídrico e o planejamento da irrigação.

A análise sazonal também confirma a interação dos padrões da evapotranspiração real com a condição espectral dos índices de vegetação, com comportamento proporcional ao longo dos anos. Tal qual a dinâmica da cobertura vegetal está intimamente ligada à variabilidade das chuvas. A temperatura também se destacou pelo padrão de comportamento inversamente proporcional aos índices de vegetação (Figura 22).

Os índices de vegetação destacam-se pelo padrão de comportamento entre si, ou seja, de forma conjunta dentre os índices ao longo dos meses, com potenciais aumento da condição espectral da biomassa vegetal entre os meses de janeiro e junho. Enquanto entre julho e dezembro sofre queda significativa (Figura 22).

Na Região Nordeste do Brasil e especialmente no Semiárido Brasileiro, é notável a variabilidade sazonal da precipitação pluviométrica, sendo os períodos secos e úmidos modulados por padrões atmosféricos e oceânicos.

Um dos principais mecanismos de indução da precipitação pluviométrica diante das sub-regiões norte, leste e centro-sul do Nordeste Brasileiro é o deslocamento latitudinal sazonal da ZCIT sobre o Atlântico Tropical. O pico da estação chuvosa na sub-região norte, por exemplo, que ocorre de fevereiro a maio, é modulado pelo Atlântico Norte anormalmente quente quando, nesse sentido, favorece uma posição latitudinal anômala da ZCIT ao norte determinando, assim, um menor volume de chuva sobre a Região Nordeste do Brasil, enquanto o Atlântico Tropical anormalmente frio, por sua vez, favorece uma posição anômala da ZCIT ao sul, determinando maior volume de precipitação, nos meses de março a abril. O período mais chuvoso da sub-região leste é entre abril e julho, que se associa à maior circulação de brisa. Além, também, da influência das ondas de leste, nos meses de maio a agosto. A sub-região centro-sul possui maior volume de chuva nos meses de novembro a fevereiro, associados aos sistemas frontais e pré-frontais. Contudo, vale destacar também que sistemas como os VCANs provocam chuvas no Nordeste Brasileiro durante os meses de setembro a abril, ou seja, na primavera, verão e outono (HASTENRATH, 2012; HOUNSOU-GBO et al., 2016; MARENGO et al., 2017; OLIVEIRA et al., 2017; MARENGO et al., 2018; MOURA et al., 2020).

7.4 Análises estatísticas dos parâmetros físico-hídricos à superfície

7.4.1 Estatística descritiva e de variabilidade

A Tabela 9 apresenta os parâmetros estatísticos e a variabilidade temporal dos parâmetros físico-hídricos para o Nordeste Brasileiro, entre 2000 e 2019. A análise dos mapas temáticos dos índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IAF apresentaram um padrão de comportamento espaço-temporal de média variabilidade, com valores do CV variando de 18,18 a 30,00%. As análises dos mapas temáticos da precipitação pluviométrica e da evapotranspiração real (ET - MODIS) apresentaram padrões de comportamento espaço-temporal de média variabilidade, com os maiores valores do CV, entre 30,53 e 56,83%. A temperatura da superfície (Ts) destacou padrões de comportamento espaço-temporal de baixa variabilidade, com CV entre 7,54 e 9,54%, enquanto o albedo da superfície destacou também comportamento de média variabilidade, com valores do CV variando de 12,50 a 18,75%.

Em geral, destacam-se os valores médios anuais da análise espaço-temporal, onde o índice de vegetação NDVI teve uma variação média de 0,45 a 0,52, ao longo do tempo. O EVI obteve valores médios variando de 0,32 a 0,36 e o SAVI entre 0,28 e 0,36, enquanto o índice IAF variou de 1,71 a 1,95 m² m⁻². Os totais médios anuais da chuva variaram de 651 a 1266 mm. A Ts destacou valores médios entre 31,01 e 34,07 °C. Os valores médios de 8 dias da ET ao longo de cada ano variou de 15,91 a 23,78 mm dia⁻¹. E, por fim, o albedo da superfície destacou valores médios entre 0,12 e 0,15, ao longo do tempo.

A variabilidade temporal e caracterizações dos resultados dos parâmetros físico-hídricos para o Nordeste Brasileiro (Tabela 9) mostram ser parte efetiva de um monitoramento ambiental essencial para o planejamento e gestão na tomada de decisões sobre, principalmente, a avaliação de impactos ambientais na Região.

Tabela 9. Análises estatísticas e variabilidade temporal dos parâmetros físico-hídricos sobre o Nordeste Brasileiro, entre 2000 e 2019

		2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	
NDVI	Mín	-0,69	-0,74	-0,69	-0,74	-0,72	-0,73	-0,72	-0,69	-0,70	-0,72	-0,71	-0,70	-0,73	-0,70	-0,71	-0,70	-0,66	-0,67	-0,71	-0,80	
	Máx	0,82	0,85	0,85	0,82	0,82	0,81	0,83	0,85	0,85	0,83	0,85	0,82	0,85	0,85	0,85	0,85	0,84	0,83	0,86	0,85	
	Méd	0,49	0,48	0,49	0,48	0,51	0,51	0,52	0,49	0,50	0,52	0,51	0,52	0,45	0,47	0,48	0,47	0,46	0,47	0,49	0,50	
	DP	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,12	0,12	0,11	0,11	0,11	0,12	0,12	0,11
	CV	22,44	23,00	22,44	23,00	21,57	21,57	21,15	22,44	22,00	21,15	21,57	21,15	26,67	25,53	23,00	23,40	24,00	25,53	24,49	22,00	
EVI	Mín	-0,18	-1,00	-0,21	-0,33	-0,18	-0,19	-0,19	-0,23	-0,18	-0,16	-0,26	-1,00	-0,23	-0,21	-0,23	-0,21	-0,21	-0,23	-1,00	-0,19	
	Máx	1,00	1,00	0,66	1,00	0,64	0,66	0,63	1,00	0,62	0,65	0,65	0,66	0,65	0,66	0,70	0,75	1,00	0,68	1,00	0,66	
	Méd	0,34	0,32	0,33	0,33	0,35	0,34	0,36	0,33	0,34	0,36	0,34	0,36	0,30	0,32	0,33	0,32	0,32	0,32	0,34	0,34	
	DP	0,08	0,15	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,09	0,09	0,09	0,08	0,08	0,09	0,09	0,09
	CV	23,52	28,84	24,24	24,24	22,86	23,52	22,22	24,24	23,52	22,22	23,52	22,22	30,00	28,12	27,27	25,00	25,00	30,00	26,47	26,47	
SAVI	Mín	-0,21	-0,25	-0,24	-0,24	-0,25	-0,24	-0,25	-0,25	-0,25	-0,23	-0,29	-0,22	-0,28	-0,27	-0,29	-0,27	-0,28	-0,28	-0,24	-0,26	
	Máx	0,58	0,56	0,57	0,58	0,58	0,58	0,59	0,62	0,58	0,61	0,62	0,61	0,61	0,61	0,63	0,61	0,60	0,61	0,61	0,61	
	Méd	0,31	0,30	0,31	0,31	0,32	0,32	0,33	0,31	0,32	0,33	0,32	0,33	0,28	0,30	0,31	0,30	0,29	0,30	0,31	0,32	
	DP	0,07	0,06	0,06	0,07	0,06	0,06	0,07	0,06	0,06	0,06	0,06	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,06	0,07	0,07	0,07	
	CV	22,58	20,00	19,35	22,58	18,75	18,75	21,21	19,35	18,75	18,18	18,75	21,21	25,00	23,33	22,58	23,33	20,69	23,33	22,58	21,87	
IAF (m² m⁻²)	Mín	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
	Máx	8,31	9,33	6,19	6,59	7,68	11,02	7,44	6,42	7,23	8,03	9,63	7,91	6,87	7,57	9,27	8,05	8,97	8,19	10,75	9,45	
	Méd	1,84	1,81	1,83	1,80	1,88	1,89	1,95	1,80	1,87	1,95	1,94	1,93	1,71	1,80	1,84	1,77	1,77	1,75	1,82	1,87	
	DP	0,46	0,42	0,44	0,43	0,44	0,46	0,44	0,43	0,43	0,42	0,44	0,44	0,47	0,49	0,44	0,44	0,43	0,46	0,45	0,45	
	CV	25,00	23,20	24,04	23,88	23,40	24,33	22,56	23,88	23,00	21,5	22,56	22,80	27,48	27,22	24,00	24,86	24,29	26,28	24,72	24,06	
Chuva total anual (mm)	Mín	615	247	472	312	504	489	388	309	307	427	375	345	122	293	386	182	341	204	297	262	
	Máx	2917	2496	2354	2720	2576	2053	2233	2383	2771	2859	2034	3011	1873	2106	2439	1849	1850	2199	2733	3031	
	Méd	1261	937	1069	925	1238	1066	1108	866	1142	1266	930	1188	651	950	938	731	848	921	1011	953	
	DP	444	453	364	446	378	345	395	348	469	484	289	502	370	372	404	315	290	438	434	473	
	CV	35,21	48,34	34,05	48,22	30,53	32,36	35,65	40,18	41,07	38,23	31,07	42,25	56,83	39,16	43,07	43,09	34,20	47,56	42,93	49,63	
Ts (°C)	Mín	20,72	21,40	21,69	21,73	20,57	21,40	21,27	21,46	21,77	21,36	21,61	20,53	21,61	21,39	20,50	22,38	21,88	21,08	20,85	22,23	
	Máx	43,28	43,35	41,82	41,46	43,66	42,16	40,60	42,19	41,76	42,56	42,13	42,86	44,03	43,78	43,49	44,86	44,12	45,28	42,17	46,41	
	Méd	31,51	32,50	32,04	32,45	31,60	32,02	31,31	32,50	31,96	31,15	32,19	31,01	33,71	33,21	32,55	34,07	33,74	33,07	32,30	32,66	
	DP	2,89	3,10	2,87	2,80	2,71	2,81	2,72	2,96	2,54	2,35	2,75	2,50	3,18	3,11	2,99	3,07	3,01	3,07	2,83	2,75	
	CV	9,17	9,54	8,96	8,63	8,57	8,77	8,69	9,11	7,95	7,54	8,54	8,06	9,43	9,36	9,18	9,01	8,92	9,28	8,76	8,42	
ET (mm dia⁻¹)	Mín	-	0,80	0,58	0,70	0,30	0,20	0,45	0,10	0,30	0,20	0,10	0,80	0,10	0,20	0,20	0,53	0,60	0,10	0,80	0,57	
	Máx	-	56,91	58,38	62,04	59,10	59,60	58,32	57,03	57,21	61,29	58,60	59,54	59,86	59,78	58,19	58,21	57,70	58,92	57,24	60,55	
	Méd	-	17,73	18,46	19,28	20,82	20,54	21,62	18,04	20,36	23,78	21,08	22,95	15,91	18,79	19,76	17,30	17,62	18,34	19,90	19,74	
	DP	-	8,07	8,33	8,74	7,79	7,53	7,78	8,28	7,62	7,60	7,91	7,82	8,67	9,09	8,35	8,30	8,04	8,80	8,58	8,67	

	CV	-	45,52	45,27	45,33	37,41	36,66	35,98	45,90	37,43	31,96	37,52	34,07	54,49	48,38	42,26	47,98	45,63	47,98	43,11	43,92
	Mín	0,03	0,01	0,02	0,01	0,01	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01	0,02	0,02	0,01	0,01	0,02	0,02	0,02	0,01	0,02	0,01
	Máx	0,43	0,43	0,44	0,44	0,43	0,45	0,43	0,44	0,42	0,45	0,45	0,45	0,48	0,46	0,44	0,46	0,46	0,45	0,45	0,43
Albedo	Méd	0,15	0,15	0,14	0,14	0,13	0,14	0,14	0,13	0,14	0,13	0,12	0,13	0,15	0,13	0,13	0,14	0,12	0,13	0,14	0,14
	DP	0,03	0,03	0,02	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,03	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
	CV	20,00	20,00	14,28	21,43	15,38	14,28	14,28	15,38	14,28	15,38	16,66	15,38	20,00	23,08	15,38	14,28	16,66	15,38	14,28	14,28

7.4.2 Análise multivariada e coeficiente de correlação (componentes principais – ACP e Pearson)

Com o intuito de observar estatisticamente a correlação dos parâmetros físico-hídricos, utilizou-se a análise de componentes principais e o coeficiente de correlação de Pearson, ao longo do tempo. Vale ressaltar que a análise multivariada espaço-temporal iniciou no ano de 2001, devido à ausência do resultado do ano de 2000 para a ET do sensor MODIS.

A Figura 23 apresenta os gráficos biplot das componentes principais e a correlação de Pearson dos índices de vegetação (NDVI, EVI, SAVI e IAF) e de água (NDWI e MNDWI), bem como da temperatura da superfície (Ts), evapotranspiração real (ET) e precipitação pluviométrica (P) para a Região Nordeste do Brasil (Figuras 22A e 22B) e o Semiárido Nordestino (Figuras 22C e 22D), respectivamente.

De acordo com critério estabelecido por Kaiser (1958), os autovalores devem ser superiores a 1, para que as componentes tenham carga significativa de informação, de modo que sejam atendidos nas componentes 1 e 2 (Figura 23).

O índice de água MNDWI destacou uma correlação positiva com os índices NDVI, EVI, SAVI e IAF, entre 0,6 e 0,8, tanto para a Região Nordeste quanto para o Semiárido Nordestino (Figuras 23B e 23D), confirmando também a eficácia de detecção do MNDWI para os demais diferentes usos da terra.

O índice de água NDWI também destacou boa correlação, dessa vez, negativa, com o NDVI, EVI, SAVI e IAF, com relação linear de -0,8 (Figuras 23B e 23D). E, também, uma correlação negativa com a P, com valores de -0,6 e -0,5, tanto para a Região Nordeste quanto para o Semiárido Nordestino (Figuras 23B e 23D), respectivamente.

A Ts destacou correlação positiva com o NDWI, com relação linear de 0,6 e 0,7, tanto para a Região Nordeste quanto para o Semiárido Nordestino (Figuras 23B e 23D), respectivamente. E, também, a Ts apresentou uma ótima correlação linear negativa com o NDVI, EVI, SAVI, IAF, MNDWI e P ($p = -1$ e $-0,9$) (Figuras 23B e 23D). Como o NDWI homogeneiza a cobertura vegetal, objetivando detectar os corpos hídricos, a Ts não foi influenciada pelos demais usos do solo, ao contrário do que aconteceu com o MNDWI, que representou de forma heterogênea o padrão de paisagem das regiões.

O parâmetro da ET do sensor MODIS teve fortes correlações positivas e negativas quando, inicialmente, apresentou ótima relação linear negativa com a Ts, no valor de -0,9, e também com o NDWI ($p = -0,7$ e $0,8$) (Figuras 23B e 23D), respectivamente, enquanto que as relações com os índices NDVI, EVI, SAVI, IAF e MNDWI foram positivas, destacando relação linear de 0,6 a 1 (Figuras 23B e 23D). Com relação positiva linear perfeita, igual a 1, com o EVI, onde a menor relação ($p = 0,6$) foi com o MNDWI, sendo para os demais índices uma forte correlação linear de 0,9 (Figuras 23B e 23D).

A variável geofísica da P também destacou correlação positiva com os índices de vegetação, destacando uma relação linear entre 0,7 e 1 (Figuras 22B e 22D), confirmando que a chuva é controladora da cobertura vegetal da Região Nordeste e principalmente do ambiente semiárido. Esse padrão de comportamento também modula a ET, que demonstrou sensibilidade principalmente com a P, com relação positiva linear de 0,9, tanto para a Região Nordeste quanto para o Semiárido Nordestino (Figuras 22B e 22D).

Vale destacar também que a P apresentou correlação positiva linear com o índice de água MNDWI, no valor de 0,8 (Figuras 22B e 22D), evidenciando um padrão de comportamento onde os corpos hídricos, no Semiárido Nordestino, mostraram-se dependentes das flutuações pluviométricas. Esse resultado assemelha-se com o padrão de resposta da análise de tendência do quantitativo anual para corpos hídricos (por exemplo, Figura 6E).

7.4.3 Modelo de regressão

Com base nas fortes correlações destacadas na análise multivariada de componentes principais, estabeleceu-se um modelo de regressão múltipla, seguido estatisticamente pelas melhores relações entre a ET e índices de vegetação, tendo como variáveis preditoras o NDVI e EVI, e como resposta foi estabelecido a ET (Equação 13).

$$ET = -14,80 - (25,2 \times NDVI) + (139,2 \times EVI) \quad (13)$$

A Tabela 10 apresenta a análise de variância (ANOVA) do modelo de regressão múltipla. A regressão, por sua vez, apresenta um nível de significância de 99%, com p-valor inferior a 0,01.

Tabela 10. Análise de variância (ANOVA) do modelo de regressão estabelecido

Fonte	GL	SQ	QM	Valor F	Valor-P
Regressão	2	269,438	134,719	269,84	0,000
NDVI	1	1,207	1,207	2,42	0,129
EVI	1	28,850	28,850	57,79	0,000
Erro	35	17,474	0,499	-	-
Total	37	286,912	-	-	-

*GL - Grau de liberdade; SQ - Soma dos quadrados; QM - Quadrado médio.

A validação do modelo passou satisfatoriamente pela medida descritiva de qualidade de ajuste, através do coeficiente de determinação (R²), que apresentou valor de R² = 93,91%. Assim, podendo substituir o produto da ET (MOD16A2) na ausência e/ou falhas de imagens do sensor MODIS, e, ainda, ser aplicado nos demais satélites/sensores para efeitos de comparação e nova validação.

Diante da aplicabilidade da equação de regressão (Equação 13), A Figura 24 apresenta os novos mapas temáticos da ET, predita pelos índices de vegetação NDVI e EVI, estabelecidos e estimados para a Região Nordeste e o Semiárido Nordestino.

Os mapas temáticos da ET predita pelo NDVI e EVI destacam um padrão de comportamento sensível à condição verde e densa da Região Nordeste do Brasil, como próprio acontece no monitoramento espectral do NDVI, ao passo que o índice EVI demonstra sensibilidade às áreas densas, que, por sua vez, possui a vantagem de ponderar quanto aos efeitos atmosféricos e de aerossóis.

A distribuição espaço-temporal da ET predita também destaca baixos valores sobre o Semiárido Nordestino, como já observado nos demais parâmetros físico-hídricos, especialmente entre 2012 e 2019 (Figura 24). O mapa temático da ET predita do ano de 2001 apresenta uma distribuição de valores baixos, tal qual teve um padrão temático com pixels em tonalidades diferentes dos demais (Figura 24B).

Diante dos novos mapas da ET, foi possível determinar o padrão de comportamento do ano de 2000, ausente no produto da ET do sensor MODIS (MOD16A2), devido ter dado início à operação a partir do ano de 2001 (Figura 24).

As áreas de corpos hídricos foram caracterizadas com valor zero, sendo apresentados nos mapas sobre os pixels com tonalidade vermelha. Existe uma faixa de transição bem definida entre o sertão e meio-norte do Nordeste Brasileiro, que apresenta valores médios variando de 37,01 a 75,00 mm dia⁻¹ (Figura 24). Em comparação, o padrão de comportamento do albedo da superfície (por exemplo, Figura 20) mostrou-se semelhante a ET predita que, inclusive, também destaca a faixa de transição entre o sertão e o meio-norte do Nordeste Brasileiro.

A Figura 25 apresenta a comparação da distribuição temporal média anual da ET predita pelo NDVI e EVI, e a ET pelo sensor MODIS (MOD16A2) para a Região Nordeste do Brasil.

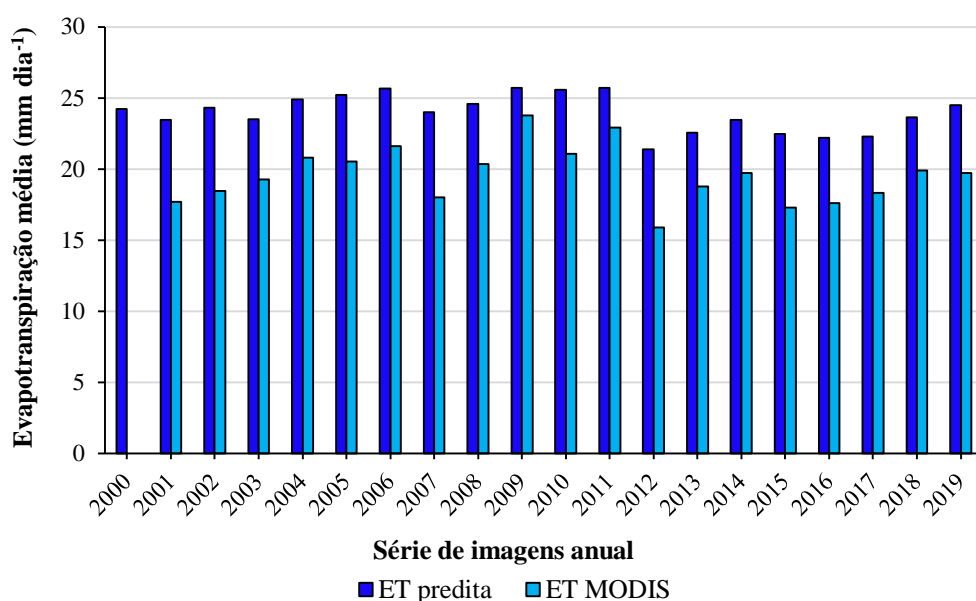


Figura 25. Comparação da distribuição temporal média anual entre a ET predita e ET (MOD16A2) MODIS na Região Nordeste do Brasil, entre os anos de 2001 e 2019

A análise temporal dos valores médios anuais da evapotranspiração real destaca uma condição de superestimativa da ET predita em relação a ET MODIS (MOD16A2), entre o percentual de 8,28 e 34,63%.

Os valores médios confirmam que ambos os parâmetros destacam um padrão de comportamento semelhante ao longo do tempo, indicando condições maiores e menores, proporcionalmente. O período de 2012 a 2019 apresenta a maior série de queda dos valores médios (Figura 25). Diga-se de passagem, esse período foi destaque dentre a análise espaço-temporal de 20 anos para todos os parâmetros físico-hídricos à superfície.

8 CONCLUSÕES

A análise de tendência para a cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro detectou, ao longo do tempo, a perda das áreas de floresta com ganho proporcional de áreas para fins da agropecuária, com aumento significativo das áreas de pastagem. Sendo o albedo da superfície sensível a essas condições de mudanças, com indicativos de aumento nas regiões norte, noroeste, sul e sudeste do Nordeste do Brasil.

Os índices de vegetação estão altamente interligados às condições de variabilidade climática e em função das condições climatológicas e ambientais, sendo os padrões de variabilidade da vegetação o resultado do impacto das condições de déficit hídrico das regiões, ou seja, da maior condição de aridez no Semiárido Nordestino.

A condição hídrica do Semiárido Nordestino evidenciou a potencialidade dos efeitos severos da seca, reflexo da variabilidade pluviométrica nas regiões, destacando a redução dos corpos hídricos e aumento das áreas não vegetadas, favorecendo a vulnerabilidade aos processos de degradação ambiental.

A espacialização dos mapas temáticos da precipitação destacou a alta variabilidade das chuvas para a Região Nordeste do Brasil e especialmente para o Semiárido Nordestino, caracterizados por baixos totais anuais, que impactam diretamente na dinâmica e resiliência da cobertura vegetal, que, por sua vez, afetou os processos de troca de energia e a evapotranspiração da vegetação e de culturas agrícolas.

Assim, detectou-se que as áreas com pouca e/ou nenhuma cobertura vegetal favorecem a menor existência de energia disponível a ser repartida no processo da evapotranspiração, condição essa definida principalmente nas regiões do Semiárido Nordestino.

Em função das condições de mudanças na vegetação, nos corpos hídricos e do déficit hídrico acentuado, a temperatura da superfície destacou um padrão de distribuição de altos valores definidos, principalmente, na parte central e norte do Semiárido Nordestino.

A análise de componentes principais destacou as fortes correlações dos parâmetros físico-hídricos, principalmente dos índices de vegetação com a evapotranspiração, que, como base, estabeleceu-se um modelo de regressão múltipla, caracterizando novos mapas da evapotranspiração da cobertura vegetal da Região Nordeste do Brasil e do Semiárido Nordestino.

O uso do geoprocessamento e os conjuntos de técnicas de sensoriamento remoto orbital, a partir da padronização de uma metodologia técnica e científica (com script de processamento

digital) para diferentes parâmetros físico-hídricos à superfície, no *Google Earth Engine*, permitiram identificar os padrões de mudanças no espaço e no tempo da cobertura da terra e da variabilidade climática no Nordeste Brasileiro.

Na análise espaço-temporal de 20 anos, entre 2000 e 2019, o albedo e a temperatura da superfície aumentaram substancialmente, enquanto que a evapotranspiração real teve redução significativa, devido à variação dos índices de vegetação e de água em função das flutuações pluviométricas. Contudo, conclui-se estar havendo uma mudança substancial na Região Nordeste Brasil e mais especificamente no Semiárido Nordestino, no sentido degradante da saúde da vegetação e perda hídrica.

RECOMENDAÇÕES

Diante de análises da cobertura e uso da terra das regiões semiáridas, recomenda-se realizar, por sensoriamento remoto, monitoramentos ambientais com índices climáticos/ambientais diversos, podendo, assim, tomar decisões com maior segurança diante dos diferentes tipos de informações espectrais.

É recomendado utilizar a combinação dos índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IAF para o monitoramento ambiental da cobertura vegetal no Semiárido Nordeste, enquanto que o índice de água MNDWI pode ser altamente aplicado para o monitoramento da disponibilidade hídrica nestas regiões, inclusive, recomenda-se em escala de município e de bacia hidrográfica.

Na ausência de dados e condições mínimas de monitoramento climático/ambiental das regiões, recomenda-se utilizar/aplicar a equação da evapotranspiração estabelecida neste estudo com outros satélites/sensores, com aplicabilidades principalmente sobre áreas irrigadas.

Por fim, também é recomendado o uso combinado do albedo com a temperatura da superfície. Destacando que, como desvantagem, o albedo pode ser afetado em série de dados geoespaciais longas, de modo que se torna mais sensível às nuvens, neste caso específico, quando determinado a partir das bandas refletivas do sensor MODIS.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALENCAR, A.; SHIMBO, J. Z.; LENTI, F.; MARQUES, C. B.; ZIMBRES, B.; ... & BARROSO, M. Mapping Three Decades of Changes in the Brazilian Savanna Native Vegetation Using Landsat Data Processed in the Google Earth Engine Platform. **Remote Sensing**, v. 12, n. 6, p. 1-23, 2020.
- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements**. FAO – Food and Agriculture Organization of the United Nations, Irrigation and Drainage, Rome, Paper n° 56, 1998. Disponível em: <http://www.fao.org/3/X0490E/X0490E00.htm>. Acesso em: 09 nov. 2020.
- ALLEN, R. G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC)—Model. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 133, n. 4, p. 380-394, 2007.
- ALLEN, R. G.; TASUMI, M.; TREZZA, R.; WATERS, R.; BASTIAANSEN, W. G. M. **SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land)**. Advance Training and Users Manual—Idaho Implementation, version, 1.0, 2002. 97 p.
- ALMEIDA, K. N.; REIS, J. A. T.; BUARQUE, D. C.; MENDONÇA, A. S. F.; RODRIGUES, M. B.; NASCIMENTO SÁ, G. L. Performance analysis of TRMM satellite in precipitation estimation for the Itapemirim River basin, Espírito Santo state, Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 141, p. 791-802, 2020.
- ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. L. M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.
- ANDEREGG, W. R. L.; TRUGMAN, A. T.; BADGLEY, G.; KONINGS, A. G.; SHAW, J. Divergent forest sensitivity to repeated extreme droughts. **Nature Climate Change**, v. 10, n. 12, p. 1091-1095, 2020.
- ANJOS, A. W.; DELGADO, R. C.; LYRA, G. B.; SOUZA, L. P.; SUHETT, E. R. Evapotranspiração a partir de produtos orbitais para o estado do Rio de Janeiro. **Irriga**, v. 1, n. 01, p. 126-140, 2016.

ARRAES, F. D. D.; ANDRADE, E. M.; SILVA, B. B. Dinâmica do balanço de energia sobre o açude Orós e suas adjacências. **Caatinga**, v. 25, n. 1, p. 119-127, 2012.

ARRUDA, V. L. S.; PIONTEKOWSKI, V. J.; ALENCAR, A.; PEREIRA, R. S.; MATRICARDI, E. A. T. An alternative approach for mapping burn scars using Landsat imagery, Google Earth Engine, and Deep Learning in the Brazilian Savanna. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 22, 100472, 2021.

ASSIS, L. F. F. G.; FERREIRA, K. R.; VINHAS, L.; MAURANO, L.; ALMEIDA, C.; ... & CAMARGO, C. TerraBrasilis: A spatial data analytics infrastructure for large-scale thematic mapping. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 8, n. 11, p. 1-27, 2019.

BARBOSA, H. A.; HUETE, A. R.; BAETHGEN, W. E. A 20-year study of NDVI variability over the Northeast Region of Brazil. **Journal of Arid Environments**, v. 67, n. 2, p. 288-307, 2006.

BARBOSA, H. A.; KUMAR, T. L. Influence of rainfall variability on the vegetation dynamics over Northeastern Brazil. **Journal of Arid Environments**, v. 124, p. 377-387, 2016.

BARBOSA, H. A.; KUMAR, T. L.; PAREDES, F.; ELLIOTT, S.; AYUGA, J. G. Assessment of Caatinga response to drought using meteosat-SEVIRI normalized difference vegetation index (2008–2016). **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 148, p. 235-252, 2019.

BASTIAANSEN, W. G. M.; NOORDMAN, E. J. M.; PELGRUM, H.; DAVIDS, G.; THORESON, B. P.; ALLEN, R. G. SEBAL model with remotely sensed data to improve water resources management under actual field conditions. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 131, n. 1, p. 85-93, 2005.

BATISTA, P. H. D.; ALMEIDA, G. L. P.; SILVA, J. L. B.; LINS, F. A. C.; SILVA, M. V.; CORDEIRO JUNIOR, J. J. F. Hydro-physical properties of soil and pasture vegetation coverage under animal trampling. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 24, n. 12, p. 854-860, 2020b.

BATISTA, P. H. D.; ALMEIDA, G. L. P.; SILVA, J. L. B.; PANDORFI, H.; SILVA, M. V.; ... & CORDEIRO JUNIOR, J. J. F. Short-term grazing and its impacts on soil and pasture degradation. **DYNA**, v. 87, n. 213, p. 123-128, 2020a.

BEZERRA, A. C.; SILVA, J. L. B.; SILVA, D. A. O.; BATISTA, P. H. D.; PINHEIRO, L. C.; ... & MOURA, G. B. A. Monitoramento Espaço-Temporal da Detecção de Mudanças em Vegetação de Caatinga por Sensoriamento Remoto no Semiárido Brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 01, p. 286-301, 2020.

BEZERRA, J. M.; MOURA, G. B. A.; SILVA, B. B.; LOPES, P. M. O.; SILVA, Ê. F. F. Parâmetros biofísicos obtidos por sensoriamento remoto em região semiárida do estado do Rio Grande do Norte, Brasil¹. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 01, p. 73-84, 2014.

BOGAWSKI, P.; BEDNORZ, E. Comparison and validation of selected evapotranspiration models for conditions in Poland (Central Europe). **Water Resources Management**, v. 28, n. 14, p. 5021-5038, 2014.

BRASIL NETO, R. M.; SANTOS, C. A. G.; NASCIMENTO, T. V. M.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. C. Evaluation of the TRMM Product for Monitoring Drought over Paraíba State, Northeastern Brazil: A Statistical Analysis. **Remote Sensing**, v. 12, n. 14, p. 1-24, 2021.

BRITO, S. S. B.; CUNHA, A. P. M. A.; CUNNINGHAM, C. C.; ALVALÁ, R. C.; MARENGO, J. A.; CARVALHO, M. A. Frequency, duration and severity of drought in the Semiarid Northeast Brazil region. **International Journal of Climatology**, v. 38, n. 2, p. 517-529, 2018.

CAMARGO, Â. P.; CAMARGO, M. B. P. Uma revisão analítica da evapotranspiração potencial. **Bragantia**, v. 59, n. 2, p. 125-137, 2000.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. L.; HELDER, D. L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 5, p. 893-903, 2009.

CHANDER, G.; MARKHAN, B. Revised Landsat 5 - TM radiometric calibration procedures and post calibration dynamic ranges. **IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing**, v. 41, n. 11, p. 2674-2677, 2003.

COSTA, D. D.; SILVA PEREIRA, T. A.; FRAGOSO JR, C. R.; MADANI, K.; UVO, C. B. Understanding drought dynamics during dry season in Eastern Northeast Brazil. **Frontiers in Earth Science**, v. 4, p. 1-11, 2016.

COSTA, R. L.; BAPTISTA, G. M. M.; GOMES, H. B.; SANTOS SILVA, F. D.; ROCHA JÚNIOR, R. L.; ... & HERDIES, D. L. Analysis of climate extremes indices over northeast Brazil from 1961 to 2014. **Weather and Climate Extremes**, v. 28, p. 1-21, 2020.

CUNHA, A. P. M. A.; ALVALÁ, R. C.; NOBRE, C. A.; CARVALHO, M. A. Monitoring vegetative drought dynamics in the Brazilian semiarid region. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 214-215, p. 494-505, 2015.

CUNHA, A. P. M. A.; TOMASELLA, J.; RIBEIRO-NETO, G. G.; BROWN, M.; GARCIA, S. R.; ... & CARVALHO, M. A. Changes in the spatial-temporal patterns of droughts in the Brazilian Northeast. **Atmospheric Science Letters**, v. 19, n. 10, p. 1-8, 2018.

CUNHA, A. P. M. A.; ZERI, M.; LEAL, K. D.; COSTA, L.; CUARTAS, L. A.; ... & RIBEIRO-NETO, G. Extreme drought events over Brazil from 2011 to 2019. **Atmosphere**, v. 10, n. 11, p. 1-20, 2019.

D'ODORICO, P.; BHATTACHAN, A.; DAVIS, K. F.; RAVI, S.; RUNYAN, C. W. Global desertification: drivers and feedbacks. **Advances in Water Resources**, v. 51, p. 326-344, 2013.

DINIZ, C.; CORTINHAS, L.; NERINO, G.; RODRIGUES, J.; SADECK, L.; ... & SOUZA-FILHO, P. W. M. Brazilian mangrove status: Three decades of satellite data analysis. **Remote Sensing**, v. 11, n. 7, p. 1-19, 2019.

DINIZ, C.; CORTINHAS, L.; PINHEIRO, M. L.; SADECK, L.; FILHO, A. F.; ... & SOUZA-FILHO, P. W. M. A Large-Scale Deep-Learning Approach for Multi-Temporal Aqua and Salt-Culture Mapping. **Remote Sensing**, v. 13, n. 8, p. 1-16, 2021.

FENDRICH, A. N.; BARRETTO, A.; FARIA, V. G.; BASTIANI, F.; TENNESON, K.; ... & SPAROVEK, G. Disclosing contrasting scenarios for future land cover in Brazil: Results from a high-resolution spatiotemporal model. **Science of the Total Environment**, v. 742, 140477, 2020.

FERREIRA, T. R.; SILVA, B. B.; MOURA, M. S. B.; VERHOEF, A.; NÓBREGA, R. L. B. The use of remote sensing for reliable estimation of net radiation and its components: A case study for contrasting land covers in an agricultural hotspot of the Brazilian semiarid region. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 291, 108052, p. 1-13, 2020.

GARCIA-ESTRINGANA, P.; ALONSO-BLÁZQUEZ, N.; MARQUES, M. J.; BIENES, R.; GONZÁLEZ-ANDRÉS, F.; ALEGRE, J. Use of Mediterranean legume shrubs to control soil erosion and runoff in central Spain. A large-plot assessment under natural rainfall conducted during the stages of shrub establishment and subsequent colonization. **Catena**, v. 102, p. 3-12, 2013.

GEE. Google Earth Engine. **A planetary-scale platform for Earth science data & analysis**. Disponível em: <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/>. Acesso em: 11 nov. 2020.

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing of Environment**, v. 202, p. 18-27, 2017.

GUTIÉRREZ, A. P. A.; ENGLE, N. L.; DE NYS, E.; MOLEJÓN, C.; MARTINS, E. S. Drought preparedness in Brazil. **Weather and Climate Extremes**, v. 3, p. 95-106, 2014.

HASTENRATH, S. Exploring the climate problems of Brazil's Nordeste: a review. **Climatic Change**, v. 112, p. 243-251, 2012.

HOUNSOU-GBO, G. A.; ARAUJO, M.; BOURLÈS, B.; VELEDA, D.; SERVAIN, J. Tropical Atlantic Contributions to Strong Rainfall Variability Along the Northeast Brazilian Coast. **Advances in Meteorology**, v. 2015, p. 1-13, 2015.

HOUNSOU-GBO, G. A.; SERVAIN, J.; ARAUJO, M.; MARTINS, E. S.; BOURLES, B.; CANAIX, G. Oceanic Indices for Forecasting Seasonal Rainfall over the Northern Part of Brazilian Northeast. **American Journal of Climate Change**, v. 5, n. 02, p. 261-274, 2016.

HUETE, A. R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988.

HUETE, A. R.; LUI, H. Q.; BATCHILY, K.; VAN LEEUWEN, W. A Comparison of Vegetation Indices over a Global Set of TM Images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, n. 3, p. 440-451, 1997.

HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E. P.; GAO, X.; FERREIRA, L. G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1-2, p. 195-213, 2002.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Biomass e sistema costeiro-marinho do Brasil: compatível com a escala 1:250000/IBGE**. Coordenação de Recursos Naturais e Estudos Ambientais. - Rio de Janeiro: IBGE, 2019. 168 p. - (Relatórios metodológicos, ISSN 0101-2843; v. 45).

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Estimativas da população residente no Brasil e unidades da federação com data de referência em 1º de julho de 2020**. Diretoria de Pesquisas – DPE. Coordenação de População e Indicadores Sociais – COPIS. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/9103-estimativas-de-populacao.html?=&t=downloads>. Acesso em: 11 nov. 2020a.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Produto Interno Bruto - PIB**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/explica/pib.php>. Acesso em: 11 nov. 2020b.

JESÚS, A.; BREÑA-NARANJO, J. A.; PEDROZO-ACUÑA, A.; YAMANAKA, V. H. A. The use of TRMM 3B42 product for drought monitoring in Mexico. **Water**, v. 8, n. 8, p. 1-18, 2016.

JUSTICE, C. O.; TOWNSHEND, J. R. G.; VERMOTE, E. F.; MASUOKA, E.; WOLFE, R. E.; ... & MORISETTE, J. T. An overview of MODIS Land data processing and product status. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1-2, p. 3-15, 2002.

- KAISER, H. F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. **Psychometrika**, v. 23, n. 3, p. 187-200, 1958.
- KENDALL, M. G. **Rank Correlation Methods**. London, Charles Griffin. 1975. 199 p.
- KOSKINEN, J.; LEINONEN, U.; VOLLRATH, A.; ORTMANN, A.; LINDQUIST, E.; ... & KÄYHKÖ, N. Participatory mapping of forest plantations with Open Foris and Google Earth Engine. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 148, p. 63-74, 2019.
- LENG, X.; FENG, X.; FU, B. Driving forces of agricultural expansion and land degradation indicated by Vegetation Continuous Fields (VCF) data in drylands from 2000 to 2015. **Global Ecology and Conservation**, v. 23, e01087, p. 1-16, 2020.
- LI, Z.; CHEN, Y.; WANG, Y.; FANG, G. Dynamic changes in terrestrial net primary production and their effects on evapotranspiration. **Hydrology & Earth System Sciences**, v. 20, n. 6, p. 2169-2178, 2016.
- LINS, F. A. C.; SANTOS ARAÚJO, D. C.; SILVA, J. L. B.; LOPES, P. M. O.; OLIVEIRA, J. D. A.; SILVA, A. T. C. S. G. Estimativa de parâmetros biofísicos e evapotranspiração real no semiárido pernambucano utilizando sensoriamento remoto. **Irriga**, v. 1, n. 1, p. 64-75, 2017.
- LIU, S.; SU, H.; ZHANG, R.; TIAN, J.; CHEN, S.; WANG, W. Regional estimation of remotely sensed evapotranspiration using the surface energy balance-advection (SEB-A) method. **Remote Sensing**, v. 8, n. 8, p. 1-14, 2016.
- LOPES, I.; MELO, J. M. M.; CARVALHO, A. A.; MOURA, G. B. A.; LEAL, B. G. Análise multivariada no estudo da variação do Índice de Aridez da Bahia e Pernambuco. **Agrometeoros**, v. 26, n. 1, p. 93-102, 2018.
- LOPES, I.; SANTOS, S. M.; LEAL, B. G.; MELO, J. M. M. Variação do índice de aridez e tendência climática à desertificação para a região semiárida do nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 10, n. 4, p. 1014-1026, 2017.
- LUCENA, R. L.; CABRAL JÚNIOR, J. B.; STEINKE, E. T. Comportamento Hidroclimatológico do Estado do Rio Grande do Norte e do Município de Caicó. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 33, n. 3, p. 485-496, 2018.

LYRA, G. B.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; ZERI, M. Cluster analysis applied to the spatial and temporal variability of monthly rainfall in Alagoas state, Northeast of Brazil.

International Journal of Climatology, v. 34, n. 13, p. 3546-3558, 2014.

MAIA, A. R. S.; LOPES, F. B.; ANDRADE, E. M. Influence of climatic seasonality on a survey of land use and cover in the semi-arid region. **Journal of Agricultural Science**, v. 10, n. 11, p. 311-325, 2018.

MANN, H. B. Non-parametric test against trend. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, v. 13, n. 3, p. 245-259, 1945.

MAPBIOMAS BRASIL. **Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil. (2020). Coleção 5.0 (1985-2019)**. Disponível em: <https://mapbiomas.org/>. Acesso em: 01 out. 2020.

MARENGO, J. A.; ALVES, L. M.; ÁLVALA, R. C. S.; CUNHA, A. P.; BRITO, S.; MORAES, O. L. L. Climatic characteristics of the 2010-2016 drought in the semiarid Northeast Brazil region. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 90, n. 2, p. 1973-1985, 2018.

MARENGO, J. A.; BERNASCONI, M. Regional differences in aridity/drought conditions over Northeast Brazil: present state and future projections. **Climatic Change**, v. 129, n. 1-2, p. 103-115, 2015.

MARENGO, J. A.; CUNHA, A. P. M. A.; NOBRE, C. A.; RIBEIRO NETO, G. G.; MAGALHAES, A. R.; ... & ÁLVALA, R. C. S. Assessing drought in the drylands of northeast Brazil under regional warming exceeding 4° C. **Natural Hazards**, v. 103, n. 2, p. 2589-2611, 2020.

MARENGO, J. A.; TORRES, R. R.; ALVES, L. M. Drought in Northeast Brazil-past, present, and future. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 129, p. 1189-1200, 2017.

MARIANO, D. A.; SANTOS, C. A. C.; WARDLOW, B. D.; ANDERSON, M. C.; SCHILTMAYER, A. V.; ... & SVOBODA, M. D. Use of remote sensing indicators to assess effects of drought and human-induced land degradation on ecosystem health in Northeastern Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 213, p. 129-143, 2018.

- MARIANO, D. C.; FARIA, R. T.; FREITAS, P. S. L.; LENA, B. P.; JOHANN, A. L. Construction and calibration of a bar weighing lysimeter. **Acta Scientiarum**, v. 37, n. 3, p. 271-278, 2015.
- MARTINS, C. M. R.; LOPES, P. M. O.; MOURA, G. B. A.; SILVA, Ê. F. F.; NÓBREGA, R. S.; SILVA, J. L. B. Evapotranspiration of sugarcane in different phenological phases by remote sensing in the São Francisco Sub-medium Valley. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v. 9, n. 3, p. 156-165, 2019.
- MARTINS, E. S. P. R.; COELHO, C. A. S.; HAARSMA, R.; OTTO, F. E. L.; KING, A. D.; ... & CULLEN, H. A Multimethod Attribution Analysis of the Prolonged Northeast Brazil Hydrometeorological Drought (2012-16). **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 99, n. 1, p. S65-S69. 2018.
- MAS, J. F.; VASCONCELOS, R. N.; FRANCA-ROCHA, W. Analysis of High Temporal Resolution Land Use/Land Cover Trajectories. **Land**, v. 8, n. 2, p. 1-19, 2019.
- MCFEETERS, S. K. The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. **International Journal of Remote Sensing**, v. 17, n. 7, p. 1425-1432, 1996.
- MELLO, C. D.; LIMA, J. M.; SILVA, A. M.; MELLO, J. M.; OLIVEIRA, M. S. Krigagem e inverso do quadrado da distância para interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 27, n. 5, p. 925-933, 2003.
- MI/SUDENE. **Ministério da Integração Nacional/Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste. Nova delimitação da região semiárida do Brasil/Resolução nº 115, de 23 de novembro de 2017**. Disponível em: <https://www.gov.br/sudene/pt-br>. Acesso em: 10 nov. 2020.
- MONTEITH, J. L. Evaporation and environment. **Symposia of the Society for Experimental Biology**, v. 19, p. 205-234, 1965.
- MOURA, A. R. C.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; ANTONINO, A. C. D.; AZEVEDO, J. R. G. D.; SILVA, B. B. D.; OLIVEIRA, L. M. Evapotranspiração de referência baseada em

métodos empíricos em bacia experimental no estado de Pernambuco-Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 28, n. 2, p. 181-191, 2013.

MOURA, G. B. A.; ARAGÃO, J. O. R.; MELO, J. S. P.; SILVA, A. P. N.; GIONGO, P. R.; LACERDA, F. F. Relação entre a precipitação do leste do Nordeste do Brasil e a temperatura dos oceanos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 13, n. 4, p. 462-469, 2009.

MOURA, G. B. A.; BRITO, J. I. B.; SOUSA, F. A. S.; CAVALCANTI, E. P.; ... & NASCIMENTO, P. M. O. Identificação de preditores para as chuvas do setor leste do Nordeste do Brasil utilizando análise de correlação canônica. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 04, p. 1463-1482, 2020.

MU, Q.; HEINSCH, F. A.; ZHAO, M.; RUNNING, S. W. Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data. **Remote Sensing of Environment**, v. 111, n. 4, p. 519-536, 2007.

MU, Q.; ZHAO, M.; RUNNING, S. W. Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 8, p. 1781-1800, 2011.

MU, Q.; ZHAO, M.; RUNNING, S. W. **MODIS global terrestrial evapotranspiration (ET) product (NASA MOD16A2/A3) Algorithm Theoretical Basis Document (For Collection 5)**. National Aeronautics and Space Administration: Washington, DC, USA. 2013. 55 p.

MUTTI, P. R.; ABREU, L. P.; ANDRADE, L. M. B.; SPYRIDES, M. H. C.; LIMA, K. C.; ... & BEZERRA, B. G. A detailed framework for the characterization of rainfall climatology in semiarid watersheds. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 139, p. 109-125, 2020.

MUTTI, P. R.; SILVA, L. L.; MEDEIROS, S. S.; DUBREUIL, V.; MENDES, K. R.; ... & BEZERRA, B. G. Basin scale rainfall-evapotranspiration dynamics in a tropical semiarid environment during dry and wet years. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 75, p. 29-43, 2019.

NASA/GIOVANNI. National Aeronautics and Space Administration/ Giovanni. **Giovanni Measurement Definitions: Precipitation**. Disponível em:

<https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/>. Acesso em: 10 jan. 2021.

NASA/JAXA/TRMM. National Aeronautics and Space Administration/Japan Aerospace Exploration/Tropical Rainfall Measuring Mission. **Global Precipitation Measurement**.

Disponível em: <https://trmm.gsfc.nasa.gov/>. Acesso em: 10 jan. 2021.

NASA/MODIS. National Aeronautics and Space Administration/ Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer. **MODIS Data Products**. Disponível em:

<https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataprod/>. Acesso em: 02 jan. 2021.

NASA/USGS. National Aeronautics and Space Administration/United States Geological Survey. **Landsat Missions**. Disponível em: <https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat>. Acesso em: 10 jan. 2021.

OLIPHANT, A. J.; THENKABAIL, P. S.; TELUGUNTLA, P.; XIONG, J.; GUMMA, M. K.; ... & YADAV, K. Mapping cropland extent of Southeast and Northeast Asia using multi-year time-series Landsat 30-m data using a random forest classifier on the Google Earth Engine Cloud. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 81, p. 110-124, 2019.

OLIVEIRA L. M. M.; SILVA, B. B.; MONTENEGRO, S. M. G. L. MOURA, A. E. S. S. Balanço de radiação por sensoriamento remoto em bacia hidrográfica da zona da mata nordestina. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 30, n. 1, p. 16-28, 2015.

OLIVEIRA, L. M. M.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; SILVA, B. B.; ANTONINO, A. C. D.; MOURA, A. E. S. S. Evapotranspiração real em bacia hidrográfica do Nordeste brasileiro por meio do SEBAL e produtos MODIS. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 10, p. 1039-1046, 2014.

OLIVEIRA, P. T.; SILVA, C. M. S.; LIMA, K. C. Climatology and trend analysis of extreme precipitation in subregions of Northeast Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 130, n. 1, p. 77-90, 2017.

PADOVANNI, N. G.; LOPES, E. R.; SOUZA, J. C.; MORAIS, M. C. M.; LOURENÇO, R. W. Análise espacial da temperatura e albedo de superfície na Bacia Hidrográfica do Rio Una–Ibiúna/São Paulo, a partir de imagens MODIS. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 11, n. 5, p. 1832-1845, 2018.

PALÁCIO, H. A. Q.; ANDRADE, E. M.; SANTOS, J. C. N.; ARAÚJO NETO, J. R.; BRASIL, P. P. Energy evaluation of semi-arid watersheds under different management strategies. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 56, n. 6, p. 1357-1363, 2013.

PAREDES, F.; BARBOSA, H. A. Evaluation of the SMOS-derived soil water deficit index as agricultural drought index in Northeast of Brazil. **Water**, v. 9, n. 6, p. 1-21, 2017.

PAREDES, F.; BARBOSA, H. A.; GUEVARA, E. Análisis espacial y temporal de las sequías en el nordeste de Brasil. **Agriscientia**, v. 32, n. 1, p. 1-14, 2015.

PARENTE, L.; FERREIRA, L. Assessing the spatial and occupation dynamics of the Brazilian pasturelands based on the automated classification of MODIS images from 2000 to 2016. **Remote Sensing**, v. 10, n. 4, p. 1-14, 2018.

PARENTE, L.; FERREIRA, L.; FARIA, A.; NOGUEIRA, S.; ARAÚJO, F.; ... & HAGEN, S. Monitoring the Brazilian pasturelands: A new mapping approach based on the Landsat 8 spectral and temporal domains. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 62, p. 135-143, 2017.

PARENTE, L.; MESQUITA, V.; MIZIARA, F.; BAUMANN, L.; FERREIRA, L. Assessing the pasturelands and livestock dynamics in Brazil, from 1985 to 2017: A novel approach based on high spatial resolution imagery and Google Earth Engine cloud computing. **Remote Sensing of Environment**, v. 232, 111301, p. 1-11, 2019b.

PARENTE, L.; TAQUARY, E.; SILVA, A. P.; SOUZA JR, C. M.; FERREIRA, L. Next Generation Mapping: Combining Deep Learning, Cloud Computing, and Big Remote Sensing Data. **Remote Sensing**, v. 11, 2881, p. 1-18, 2019a.

PENMAN, H. L. The Physical Bases of Irrigation Control. In: **Report of the 13th International Horticultural Congress**, p. 1-13, 1952.

PINHEIRO, A. G.; SANTOS, J. C. N.; PALÁCIO, H. A. Q.; ARAÚJO NETO, J. R.; ANDRADE, E. M. Eficiência da cobertura vegetal na redução das perdas de água e solo no município de Iguatu. **Irriga**, v. 23, n. 1, p. 133-142, 2018.

PONTIUS JR, R. G.; MILLONES, M. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 15, p. 4407-4429, 2011.

PRODES/INPE. Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por Satélite/Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Mapa de Desmatamento**. Disponível em: <http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/app/map/deforestation?hl=pt-br>. Acesso em: 10 jan. 2021.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing. 2019.

ROCHA JÚNIOR, R. L.; SANTOS SILVA, F. D.; COSTA, R. L.; GOMES, H. B.; PINTO, D. D. C.; HERDIES, D. L. Bivariate Assessment of Drought Return Periods and Frequency in Brazilian Northeast Using Joint Distribution by Copula Method. **Geosciences**, v. 10, n. 4, p. 1-16, 2020.

RODRIGUES, J. A. M.; LOPES, P. M. O.; SILVA, J. L. B.; ARAÚJO, H. L.; SILVA, M. V.; ... & MOURA, G. B. A. Spatial-temporal dynamics of Caatinga vegetation cover by remote sensing in the Brazilian semiarid region. **DYNA**, v. 87, n. 215, p. 109-117, 2020.

RODRIGUEZ, R. D. G.; SINGH, V. P.; PRUSKI, F. F.; CALEGARIO, A. T. Using entropy theory to improve the definition of homogeneous regions in the semi-arid region of Brazil. **Hydrological Sciences Journal**, v. 61, n. 11, p. 2096-2109, 2016.

ROSA, M. R. Comparação e análise de diferentes metodologias de mapeamento da cobertura florestal da Mata Atlântica. **Boletim Paulista de Geografia**, v. 95, p. 25-34, 2017.

ROSA, M. R.; BRANCALION, P. H. S.; CROUZEILLES, R.; TAMBOSI, L. R.; PIFFER, P. R.; ... & METZGER, J. P. Hidden destruction of older forests threatens Brazil's Atlantic Forest and challenges restoration programs. **Science Advances**, v. 7, eabc4547, p. 1-8, 2021.

RUNNING, S. W.; MU, Q.; ZHAO, M.; MORENO, A. **MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration (ET) Product (MOD16A2/A3 and Year-End Gap-Filled**

MOD16A2GF/A3GF) NASA Earth Observing System MODIS Land Algorithm (For Collection 6). National Aeronautics and Space Administration: Washington, DC, USA. Version 2.2, 2019. 38 p.

SABAREESHWARI, V.; MARY, P. C. N.; MAHENDRAN, P. P.; PANDIAN, P. S.; GURUSAMY, A.; SUBHASHINI, R. Kriging: An advanced Geostatistical Tool to Interpolate the Textural Variation Influences the Yield and Productivity of Tapioca (*Manihot esculenta*) in Namakkal District, Tamil Nadu, India. **International Journal of Plant & Soil Science**, v. 33, n. 2, p. 53-59, 2021.

SALAMA, M. A.; YOUSEF, K. M.; MOSTAFA, A. Z. Simple equation for estimating actual evapotranspiration using heat units for wheat in arid regions. **Journal of Radiation Research and Applied Sciences**, v. 3, n. 3, p. 418-427, 2015.

SANTOS, A.; LOPES, P. M. O.; SILVA, M. V.; JARDIM, A. M. R. F.; MOURA, G. B. A.; ... & OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. Causes and consequences of Seasonal changes in the water flow of the São Francisco river in the semiarid of Brazil. **Environmental and Sustainability Indicators**, v. 8, 100084, p. 1-15, 2020c.

SANTOS, C. A. C.; MARIANO, D. A.; NASCIMENTO, F. C. A.; DANTAS, F. R. C.; OLIVEIRA, G.; ... & MEDEIROS, S. S. Spatio-temporal patterns of energy exchange and evapotranspiration during an intense drought for drylands in Brazil. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 85, 101982, p. 1-11, 2020a.

SANTOS, C. A. G.; BRASIL NETO, R. M.; ARAÚJO PASSOS, J. S.; SILVA, R. M. Drought assessment using a TRMM-derived standardized precipitation index for the upper São Francisco River basin, Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 189, n. 250, p. 1-19, 2017.

SANTOS, C. A. G.; NASCIMENTO, T. V. M.; SILVA, R. M. Analysis of forest cover changes and trends in the Brazilian semiarid region between 2000 and 2018. **Environmental Earth Sciences**, v. 79, n. 418, p. 1-20, 2020b.

SARAIVA, M.; PROTAS, É.; SALGADO, M.; SOUZA JR, C. M. Automatic Mapping of Center Pivot Irrigation Systems from Satellite Images Using Deep Learning. **Remote Sensing**, v. 12, n. 3, p. 1-14, 2020.

SCHULZ, C.; KOCH, R.; CIERJACKS, A.; KLEINSCHMIT, B. Land change and loss of landscape diversity at the Caatinga phytogeographical domain – Analysis of pattern-process relationships with MODIS land cover products (2001–2012). **Journal of Arid Environments**, v. 136, p. 54-74, 2017.

SEN, P. K. Estimates of the Regression Coefficient based on Kendall's Tau. **Journal of the American Statistical Association**, v. 63, n. 324, p. 1379-1389, 1968.

SIDHU, N.; PEBESMA, E.; CÂMARA, G. Using Google Earth Engine to detect land cover change: Singapore as a use case. **European Journal of Remote Sensing**, v. 51, n. 1, p. 486-500, 2018.

SILVA FILHO, R.; VASCONCELOS, R. S.; OLIVEIRA GALVÃO, C.; RUFINO, I. A. A.; CUNHA, J. E. B. L.; Representação matemática do comportamento intra-anual do NDVI no Bioma Caatinga. **Ciência Florestal**, v. 30, n. 2, p. 473-488, 2020.

SILVA, B. B.; BRAGA, A. C.; BRAGA, C. C.; OLIVEIRA, L. M. M.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; BARBOSA JUNIOR, B. Procedures for calculation of the albedo with OLI-Landsat 8 images: Application to the Brazilian semi-arid. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 20, n. 1, p. 3-8, 2016.

SILVA, C. V. S.; SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A.; LOPES, P. M. O.; NASCIMENTO, C. R.; SILVA, L. C. Monitoramento da cobertura vegetal por sensoriamento remoto no semiárido brasileiro através de índices de vegetação. **Nativa**, v. 7, n. 6, p. 708-717, 2019c.

SILVA, D. A. O.; LOPES, P. M. O.; MOURA, G. B. A.; SILVA, Ê. F. F.; SILVA, J. L. B.; BEZERRA, A. C. Evolução Espaço-Temporal do Risco de Degradação da Cobertura Vegetal de Petrolina-PE. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 34, n. 1, p. 89-99, 2019b.

SILVA, D. A. O.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; LOPES, P. M. O.; SILVA, J. L. B.; SANTOS, J. E. B.; ... & CESAR, D. N. Monitoring of degradation in the Caatinga biome in the semi-arid northeastern region, Brazil. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 05, p. 2293-2303, 2020c.

SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A.; LOPES, P. M. O.; SILVA, Ê. F. F.; ORTIZ, P. F. S.; ... & GUEDES, R. V. S. Spatial-Temporal Monitoring of the Risk of Environmental

Degradation and Desertification by Remote Sensing in a Brazilian Semiarid Region. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13 n. 02, p. 544-563, 2020b.

SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A.; SILVA, Ê. F. F.; LOPES, P. M. O.; SILVA, T. T. F.; ... & ORTIZ, P. F. S. Spatial-temporal dynamics of the Caatinga vegetation cover by remote sensing in municipality of the Brazilian semi-arid. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 14, n. 4, p. 1-10, 2019a.

SILVA, J. L. B.; OLIVEIRA FILHO, R. A.; SILVA, M. V.; BATISTA, P. H. D.; LOPES, P. M. O.; & MOURA, G. B. A. Monitoramento espaço-temporal das condições biofísicas à superfície utilizando dados geoespaciais em região do Semiárido Brasileiro. **Agrometeoros**, v. 29, e026851, p. 1-10, 2021.

SILVA, L. G.; GALVÍNCIO, J. D. Análise comparativa da variação nos índices NDVI e SAVI no Sítio PELD – 22, em Petrolina – PE, na primeira década do século XXI. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 5, n. 6, p. 1446-1456, 2012.

SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; LOPES, P. M. O.; SILVA, J. L. B.; ALMEIDA, G. L. P.; ... & JARDIM, A. M. R. F. Pilot monitoring of caatinga spatial-temporal dynamics through the action of agriculture and livestock in the Brazilian semiarid. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, 100353, p. 1-9, 2020a.

SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G.; MOREIRA, M.; CORTE-REAL, J.; SILVA, V. C. L.; MEDEIROS, I. C. Rainfall and river flow trends using Mann–Kendall and Sen’s slope estimator statistical tests in the Cobres River basin. **Natural Hazards**, v. 77, n. 2, p. 1205-1221, 2015.

SOUZA JR, C. M.; KIRCHHOFF, F. T.; OLIVEIRA, B. C.; RIBEIRO, J. G.; SALES, M. H. Long-term annual surface water change in the Brazilian Amazon Biome: Potential links with deforestation, infrastructure development and climate change. **Water**, v. 11, n. 3, p. 1-18, 2019.

SOUZA JR, C. M.; SHIMBO, J. Z.; ROSA, M. R.; PARENTE, L. L.; ALENCAR, A. A.; ... & AZEVEDO, T. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and earth engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 1-27, 2020.

SOUZA, F. H. Q.; MARTINS, P. H. A.; MARTINS, T. H. D.; TEODORO, P. E.; BAIO, F. H. R. The use of vegetation index via remote sensing allows estimation of soybean application rate. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 17, 100279, p. 1-8, 2020.

STAAL, A.; FETZER, I.; WANG-ERLANDSSON, L.; BOSMANS, J. H. C.; DEKKER, S. C.; ... & TUINENBURG, O. A. Hysteresis of tropical forests in the 21st century. **Nature communications**, v. 11, n. 1, p. 1-8, 2020.

TANG, R.; LI, Z. L.; CHEN, K. S.; JIA, Y.; LI, C.; SUN, X. Spatial-scale effect on the SEBAL model for evapotranspiration estimation using remote sensing data. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 174-175, p. 28-42, 2013.

TASUMI, M.; ALLEN, R. G.; TREZZA, R. At-surface reflectance and albedo from satellite for operational calculation of land surface energy balance. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 13, n. 2, p. 51-63, 2008.

TERRACLASS. **Projeto TerraClass: desmatamento na região da Amazônia Legal**. Disponível em: <https://www.terraclass.gov.br/webgis/>. Acesso em: 10 jan. 2021.

THORNTHWAITE, C. W. **Atlas of climatic types in the United States 1900-1939**. U.S. Department of Agriculture, Soil Conservation Service. 1941. 48 p.

TIMMERMANN, A.; AN, S. I.; KUG, J. S.; JIN, F. F.; CAI, W.; ... & ZHANG, X. El Niño-Southern Oscillation complexity. **Nature**, v. 559, p. 535-545, 2018.

TOMASELLA, J.; VIEIRA, R. M. S. P.; BARBOSA, A. A.; RODRIGUEZ, D. A.; SANTANA, M. O.; SESTINI, M. F. Desertification trends in the Northeast of Brazil over the period 2000–2016. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 73, p. 197-206, 2018.

VERMOTE, E. F.; ROGER, J. C.; RAY, J. P. **MOD09A1 MODIS Surface Reflectance 8-Day L3 Global 500m SIN Grid V006**. NASA EOSDIS Land Processes DAAC (For Collection 6). National Aeronautics and Space Administration: Washington, DC, USA. Version, 1.4., 2015. 35 p.

VIEIRA, R. M. D. S. P.; CUNHA, A. P. M. A.; ALVALÁ, R. C. S.; CARVALHO, V. C.; FERRAZ NETO, S.; SESTINI, M. F. Land use and land cover map of a semiarid region of Brazil for meteorological and climatic models. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 28, n. 2, p. 129-138, 2013.

VIEIRA, R. M. S. P.; TOMASELLA, J.; ALVALÁ, R. C. S.; SESTINI, M. F.; AFFONSO, A. G.; ... & SANTANA, M. O. Identifying areas susceptible to desertification in the Brazilian northeast. **Solid Earth**, v. 6, n. 1, p. 347-360, 2015.

VOROVENCII, I. Applying the change vector analysis technique to assess the desertification risk in the south-west of Romania in the period 1984–2011. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 189, n. 524, p. 1-18, 2017.

VOROVENCII, I. Assessing and monitoring the risk of desertification in Dobrogea, Romania, using Landsat data and decision tree classifier. **Environ Monit Assess**, v. 187, n. 204, p. 1-17. 2015.

WAN, Z.; ZHANG, Y.; ZHANG, Q.; LI, Z. L. Validation of the land-surface temperature products retrieved from Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1-2, p. 163-180, 2002.

WANG, S.; GRANT, R. F.; VERSEGHY, D. L.; BLACK, T. A. Modelling plant carbon and nitrogen dynamics of a boreal aspen forest in CLASS—the Canadian Land Surface Scheme. **Ecological Modelling**, v. 142, n. 1-2, p. 135-154, 2001.

WANG, X.; DING, Y.; ZHAO, C.; WANG, J. Similarities and improvements of GPM IMERG upon TRMM 3B42 precipitation product under complex topographic and climatic conditions over Hexi region, Northeastern Tibetan Plateau. **Atmospheric Research**, v. 218, p. 347-363, 2019.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D., ed. **Applications of soil physics**. Academic Press, 1980. 350 p.

XAVIER JR, S. F. A.; JALE, J. S.; STOSIC, T.; SANTOS, C. A. C.; SINGH, V. P. An application of sample entropy to precipitation in Paraíba State, Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 136, n. 1-2, p. 429-440, 2019.

XAVIER, A. C.; KING, C. W.; SCANLON, B. R. Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). **International Journal of Climatology**, v. 36, n. 6, p. 2644-2659, 2016.

XU, H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 14, p. 3025-3033, 2006.

ZHANG, K.; KIMBALL, J. S.; RUNNING, S. W. A review of remote sensing based actual evapotranspiration estimation. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Water**, v. 3, n. 6, p. 834-853, 2016.

ZHANG, Y.; ODEH, I. O. A.; HAN, C. Bi-temporal characterization of land surface temperature in relation to impervious surface area, NDVI and NDBI, using a subpixel image analysis. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 11, n. 4, p. 256-264, 2009.

ZHANG, Z.; CHANG, J.; XU, C. Y.; ZHOU, Y.; WU, Y.; ... & DUAN, Z. The response of lake area and vegetation cover variations to climate change over the Qinghai-Tibetan Plateau during the past 30 years. **Science of the Total Environment**, v. 635, p. 443-451, 2018.

ZURQANI, H. A.; POST, C. J.; MIKHAILOVA, E. A.; SCHLAUTMAN, M. A.; SHARP, J. L. Geospatial analysis of land use change in the Savannah River Basin using Google Earth Engine. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 69, p. 175-185, 2018.

APÊNDICE A – Plataforma *Google Earth Engine* – Script de processamento digital do sensor MODIS

Na plataforma do *Google Earth Engine* foi desenvolvido um script de processamento digital de imagens, no qual uma metodologia técnica e científica foi padronizada para a estimativa dos parâmetros físico-hídricos, especificamente pelo sensor MODIS.

```

var srtm = ee.Image('USGS/SRTMGL1_003');

// Função para retirar pixels sem observação

var Pixelsvazios = function(image) {

// Encontrando pixels com observação

var semObs = image.select('num_observations_1km').gt(0)
  return image.updateMask(semObs)
}

// Função para mascarar pixels com nuvens

var Pixelsnuvens = function(image) {

// Selecionar a banda QA

var QA = image.select('state_1km')

// Mascarar para obter bit 10, o interno_nuvem_algoritmo_bandeira bit

var bitMask = 1 << 10;

// Retorna uma imagem sem as nuvens

return image.updateMask(QA.bitwiseAnd(bitMask).eq(0))
}

//Definição da função dos parâmetros físico-hídricos - sensor MODIS

var parametros = function(image)
{

//Normalized Difference Vegetation Index - NDVI

var ndvi= image.normalizedDifference(['sur_refl_b02','sur_refl_b01']);
  image = image.addBands(ndvi.rename('NDVI'));

//Normalized Difference Water Index - NDWI (Específico para a Água - McFeeters 1996)

var ndwi= image.expression(

```

```
'(green - nir) / (green + nir)',
{
  green: image.select('sur_refl_b04').multiply(0.0001), // 545-565nm, GREEN
  nir: image.select('sur_refl_b02').multiply(0.0001), // 841-876nm, NIR
});
image = image.addBands(ndwi.rename('NDWI'));
```

//Modified Normalized Difference Water Index – MNDWI (Específico para a Água, Modificado - Xu, 2006)

```
var mndwi= image.expression(
  '(green - swir) / (green + swir)',
  {
    green: image.select('sur_refl_b04').multiply(0.0001), // 545-565nm, GREEN
    swir: image.select('sur_refl_b06').multiply(0.0001) // 1628-1652nm, SWIR 2
  });
image = image.addBands(mndwi.rename('MNDWI'));
```

//Enhanced Vegetation Index – EVI

```
var evi = image.expression(
  '2.5 * (nir - red) / (nir + 6 * red - 7.5 * blue + 1)',
  {
    red: image.select('sur_refl_b01').multiply(0.0001), // 620-670nm, RED
    nir: image.select('sur_refl_b02').multiply(0.0001), // 841-876nm, NIR
    blue: image.select('sur_refl_b03').multiply(0.0001) // 459-479nm, BLUE
  });
image = image.addBands(evi.rename('EVI'));
```

//Soil Adjusted Vegetation Index - SAVI

```
var savi = image.expression(
  '((1 + 0.5) * (nir - red)) / (nir + red + 0.5)',
  {
    red: image.select('sur_refl_b01').multiply(0.0001), // 620-670nm, RED
    nir: image.select('sur_refl_b02').multiply(0.0001) // 841-876nm, NIR
  });
image = image.addBands(savi.rename('SAVI'));
```

//Índice de Área Foliar - IAF

```
var iaf = image.expression(
  '(-(log(0.69 - ((1 + 0.5) * (nir - red)) / (nir + red + 0.5)/0.59)))/0.91)',
  {
    red: image.select('sur_refl_b01').multiply(0.0001), // 620-670nm, RED
    nir: image.select('sur_refl_b02').multiply(0.0001) // 841-876nm, NIR
  });
image = image.addBands(iaf.rename('IAF'));
```

//Albedo da Superfície

```

var albedosup = image.expression(
  '(0.215 * r1) + (0.215 * r2) + (0.242 * r3) + (0.129 * r4) + (0.101 * r5) + (0.062 * r6)-
  (0.036*r7)',
  {
    r1: image.select('sur_refl_b01').multiply(0.0001),
    r2: image.select('sur_refl_b02').multiply(0.0001),
    r3: image.select('sur_refl_b03').multiply(0.0001),
    r4: image.select('sur_refl_b04').multiply(0.0001),
    r5: image.select('sur_refl_b05').multiply(0.0001),
    r6: image.select('sur_refl_b06').multiply(0.0001),
    r7: image.select('sur_refl_b07').multiply(0.0001)
  });
image = image.addBands(albedosup.rename('ALBEDO-SUP'));

return image;
};

```

//Definição da função de Temperatura da Superfície

```

var temperatura = function(image)
{
  var temp = image.expression(
    'tempk - 273.15',
    {
      tempk: image.select('LST_Day_1km').multiply(0.02),
    });

  image = image.addBands(temp.rename('temperatura'));

return image;
};

```

//Definição da função de Evapotranspiração

```

var evapotranspiração = function(image)
{
  var ETcal = image.expression(
    'et * 0.1',
    { et: image.select('ET')});
image = image.addBands(ETcal.rename('evapotranspiração'));

return image;
};

```

//Coleção de Imagens MODIS MOD09A1

```

var modisparametros = ee.ImageCollection('MODIS/006/MOD09A1')

```

```
.filterDate('2000-01-01','2019-12-31')
.map(parametros);
```

//Coleção de Imagens MODIS MOD11A2 - Temperatura da Superfície (Ts - °C)

```
var modistemperatura = ee.ImageCollection('MODIS/006/MOD11A2')
    .filterDate('2000-01-01','2019-12-31')
    .map(temperatura);
```

//Coleção de Imagens Produto MODIS MOD16A2 - Evapotranspiração (ET - mm)

```
var modisevapotranspiração = ee.ImageCollection('MODIS/006/MOD16A2')
    .filterDate('2000-01-01','2019-12-31')
    .map(evapotranspiração);
```

//Paleta de cor dos Mapas Temáticos à Superfície

```
var palette_iv = ['120200','ce7e45','df923d','f1b555','fcd163','99b718','81bc01','239507'];
//Paleta dos Parâmetros de Índice de Vegetação
var palette_albedo = ['040225', '157c03', '19e632', 'f0ff10', 'ffa319', 'd8663a', 'ff2f0e', '4be6ff',
'1a82ed', '021ddc']; //Paleta para o Albedo
var palette_temperatura = ['239507','5de045','59fd06','f9f215','d09845','c01f04','d62205'];
//Paleta para Temperatura
var palette_mndwi = ['f9fffe','dbdcba','9eb4ad','725d5a','0afcfc','48c8c8','299499','070cb4'];
//Paleta dos Parâmetros de Índice de Água Modificado
var palette_evapotranspiração = ['ffffff', 'fcd163', '99b718', '66a000', '3e8601', '207401',
'056201','004c00', '011301']; //Paleta para Evapo
```

```
/**/
```

//Gráfico dos Índices de Vegetação Normalizados (NDVI, NDWI, MNDWI, EVI, SAVI) e Índice de Área Foliar (IAF)

```
var lon = ui.Label();
var lat = ui.Label();
```

```
Map.onClick(function(coords)
{
```

//Atualizar o painel de lon / lat

```
lon.setValue('lon: ' + coords.lon.toFixed(2)),
lat.setValue('lat: ' + coords.lat.toFixed(2));
```

//Adicionar um ponto vermelho no ponto clicado

```
var point = ee.Geometry.Point(coords.lon, coords.lat);
```

```

var chart =
ui.Chart.image.series(modisparametros.select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF'),
point);
chart.setOptions
({
  title: 'Índices de vegetação ao longo do tempo',
  vAxis: {title: 'Value'},
  hAxis: {title: 'date', format: 'MM-yy', gridlines: {count: 7}},
});

```

// Adicionar gráfico ao mapa

```

chart.style().set
({
  position: 'bottom-right',
  width: '500px',
  height: '300px'
});
Map.add(chart);
});

```

//Gráfico do Albedo da Superfície

```

var lon = ui.Label();
var lat = ui.Label();

```

```

Map.onClick(function(coords)
{

```

//Atualizar o painel de lon / lat

```

lon.setValue('lon: ' + coords.lon.toFixed(2)),
lat.setValue('lat: ' + coords.lat.toFixed(2));

```

//Adicionar um ponto vermelho no ponto clicado

```

var point = ee.Geometry.Point(coords.lon, coords.lat);
var chart = ui.Chart.image.series(modisparametros.select('ALBEDO-SUP'), point);
chart.setOptions
({
  title: 'Albedo ao longo do tempo',
  vAxis: {title: 'Value'},
  hAxis: {title: 'date', format: 'MM-yy', gridlines: {count: 7}},
});

```

//Adicionar gráfico ao mapa

```

chart.style().set
({

```

```

    position: 'bottom-right',
    width: '500px',
    height: '300px'
  });
  Map.add(chart);
});

```

//Gráfico da Temperatura da Superfície

```

var lon = ui.Label();
var lat = ui.Label();

```

```

Map.onClick(function(coords)
{

```

//Atualizar o painel de lon / lat

```

lon.setValue('lon: ' + coords.lon.toFixed(2)),
lat.setValue('lat: ' + coords.lat.toFixed(2));

```

//Adicionar um ponto vermelho no ponto clicado

```

var point = ee.Geometry.Point(coords.lon, coords.lat);
var chart = ui.Chart.image.series(modistemperatura.select('temperatura'), point);
chart.setOptions
({
  title: 'Temperatura ao longo do tempo',
  vAxis: {title: 'Value'},
  hAxis: {title: 'date', format: 'MM-yy', gridlines: {count: 7}},
});

```

//Adicionar gráfico ao mapa

```

chart.style().set
({
  position: 'bottom-right',
  width: '500px',
  height: '300px'
});
Map.add(chart);
});

```

//Gráfico da Evapotranspiração

```

var lon = ui.Label();
var lat = ui.Label();

```

```

Map.onClick(function(coords)
{

```


//Atualizar o painel de lon / lat

```
lon.setValue('lon: ' + coords.lon.toFixed(2)),
lat.setValue('lat: ' + coords.lat.toFixed(2));
```

// Adicionar um ponto vermelho no ponto clicado.

```
var point = ee.Geometry.Point(coords.lon, coords.lat);
var chart = ui.Chart.image.series(modisevapotranspiração.select('evapotranspiração'), point);
chart.setOptions
({
  title: 'Evapotranspiração ao longo do tempo',
  vAxis: {title: 'Value'},
  hAxis: {title: 'date', format: 'MM-yy', gridlines: {count: 7}},
});
```

// Adicionar gráfico ao mapa

```
chart.style().set
({
  position: 'bottom-right',
  width: '500px',
  height: '300px'
});
Map.add(chart);
});
```

//Estatística descritiva dos parâmetros no período especificado (visualizar - console)

```
var image1 = modisparametros
  .filterDate('2019-01-01','2019-12-31')
  .mean()
  .clip(ne)
  .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');

var image2 = modistemperatura
  .filterDate('2019-01-01','2019-12-31')
  .mean()
  .clip(ne)
  .select('temperatura');

var image3 = modisevapotranspiração
  .filterDate('2019-01-01','2019-12-31')
  .mean()
  .clip(ne)
  .select('evapotranspiração');
```

//Processamento digital dos Mapas Temáticos Anuais dos Parâmetros, entre 2000 e 2019**//Ano de 2000**

```
var imagep2000 = modisparametros
    .filterDate('2000-01-01','2000-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2000 = modistemperatura
    .filterDate('2000-01-01','2000-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2000 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2000-01-01','2000-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2001

```
var imagep2001 = modisparametros
    .filterDate('2001-01-01','2001-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2001 = modistemperatura
    .filterDate('2001-01-01','2001-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2001 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2001-01-01','2001-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2002

```
var imagep2002 = modisparametros
    .filterDate('2002-01-01','2002-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2002 = modistemperatura
    .filterDate('2002-01-01','2002-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2002 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2002-01-01','2002-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2003

```
var imagep2003 = modisparametros
    .filterDate('2003-01-01','2003-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2003 = modistemperatura
    .filterDate('2003-01-01','2003-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2003 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2003-01-01','2003-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2004

```
var imagep2004 = modisparametros
    .filterDate('2004-01-01','2004-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2004 = modistemperatura
    .filterDate('2004-01-01','2004-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2004 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2004-01-01','2004-12-31')
```

```
.mean()  
.clip(ne)  
.select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2005

```
var imagep2005 = modisparametros  
.filterDate('2005-01-01','2005-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2005 = modistemperatura  
.filterDate('2005-01-01','2005-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('temperatura');
```

```
var imagee2005 = modisevapotranspiração  
.filterDate('2005-01-01','2005-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2006

```
var imagep2006 = modisparametros  
.filterDate('2006-01-01','2006-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2006 = modistemperatura  
.filterDate('2006-01-01','2006-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('temperatura');
```

```
var imagee2006 = modisevapotranspiração  
.filterDate('2006-01-01','2006-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2007

```
var imagep2007 = modisparametros  
.filterDate('2007-01-01','2007-12-31')  
.mean()
```

```

        .clip(ne)
        .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');

var imaget2007 = modistemperatura
    .filterDate('2007-01-01','2007-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');

var imagee2007 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2007-01-01','2007-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');

//Ano de 2008

var imagep2008 = modisparametros
    .filterDate('2008-01-01','2008-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');

var imaget2008 = modistemperatura
    .filterDate('2008-01-01','2008-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');

var imagee2008 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2008-01-01','2008-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');

//Ano de 2009

var imagep2009 = modisparametros
    .filterDate('2009-01-01','2009-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');

var imaget2009 = modistemperatura
    .filterDate('2009-01-01','2009-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
var imagee2009 = modisevapotranspiração

```

```
.filterDate('2009-01-01','2009-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2010

```
var imagep2010 = modisparametros  
.filterDate('2010-01-01','2010-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2010 = modistemperatura  
.filterDate('2010-01-01','2010-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('temperatura');
```

```
var imagee2010 = modisevapotranspiração  
.filterDate('2010-01-01','2010-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2011

```
var imagep2011 = modisparametros  
.filterDate('2011-01-01','2011-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2011 = modistemperatura  
.filterDate('2011-01-01','2011-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('temperatura');
```

```
var imagee2011 = modisevapotranspiração  
.filterDate('2011-01-01','2011-12-31')  
.mean()  
.clip(ne)  
.select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2012

```
var imagep2012 = modisparametros  
.filterDate('2012-01-01','2012-12-31')
```

```

        .mean()
        .clip(ne)
        .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');

var imaget2012 = modistemperatura
    .filterDate('2012-01-01','2012-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');

var imagee2012 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2012-01-01','2012-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');

//Ano de 2013

var imagep2013 = modisparametros
    .filterDate('2013-01-01','2013-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');

var imaget2013 = modistemperatura
    .filterDate('2013-01-01','2013-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');

var imagee2013 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2013-01-01','2013-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');

//Ano de 2014

var imagep2014 = modisparametros
    .filterDate('2014-01-01','2014-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');

var imaget2014 = modistemperatura
    .filterDate('2014-01-01','2014-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');

```

```
var imagee2014 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2014-01-01','2014-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2015

```
var imagep2015 = modisparametros
    .filterDate('2015-01-01','2015-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2015 = modistemperatura
    .filterDate('2015-01-01','2015-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2015 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2015-01-01','2015-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2016

```
var imagep2016 = modisparametros
    .filterDate('2016-01-01','2016-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2016 = modistemperatura
    .filterDate('2016-01-01','2016-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2016 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2016-01-01','2016-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2017


```
var imagep2017 = modisparametros
    .filterDate('2017-01-01','2017-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2017 = modistemperatura
    .filterDate('2017-01-01','2017-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2017 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2017-01-01','2017-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2018

```
var imagep2018 = modisparametros
    .filterDate('2018-01-01','2018-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2018 = modistemperatura
    .filterDate('2018-01-01','2018-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('temperatura');
```

```
var imagee2018 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2018-01-01','2018-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');
```

//Ano de 2019

```
var imagep2019 = modisparametros
    .filterDate('2019-01-01','2019-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('NDVI','NDWI','MNDWI','EVI','SAVI','IAF','ALBEDO-SUP');
```

```
var imaget2019 = modistemperatura
    .filterDate('2019-01-01','2019-12-31')
    .mean()
```

```

        .clip(ne)
        .select('temperatura');

var image2019 = modisevapotranspiração
    .filterDate('2019-01-01','2019-12-31')
    .mean()
    .clip(ne)
    .select('evapotranspiração');

//Redução da Região da Coleção 1 (Image1), conforme a estatística desejada

var media1 = image1.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.mean(),
    geometry: ne.geometry(),
    scale: 500,
    maxPixels: 1e20
});

var desvio1 = image1.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.stdDev(),
    geometry: ne.geometry(),
    scale: 500,
    maxPixels: 1e20
});

var max1 = image1.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.max(),
    geometry: ne.geometry(),
    scale: 500,
    maxPixels: 1e20
});

var min1 = image1.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.min(),
    geometry: ne.geometry(),
    scale: 500,
    maxPixels: 1e20
});

//Resultado da estatística - Coleção 1 - Imprimir resultado

print(media1,desvio1,max1,min1);

//Redução da Região da Coleção 2 (Image2), conforme a estatística desejada

var media2 = image2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.mean(),
    geometry: ne.geometry(),
    scale: 1000,

```

```
    maxPixels: 1e20
  });

var desvio2 = image2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.stdDev(),
  geometry: ne.geometry(),
  scale: 1000,
  maxPixels: 1e20
});

var max2 = image2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.max(),
  geometry: ne.geometry(),
  scale: 1000,
  maxPixels: 1e20
});

var min2 = image2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.min(),
  geometry: ne.geometry(),
  scale: 1000,
  maxPixels: 1e20
});
```

//Resultado da estatística - Coleção 2 - Imprimir resultado

```
print(media2,desvio2,max2,min2);
```

//Redução da Região da Coleção 3 (Image3), conforme a estatística descritiva desejada

```
var media3 = image3.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  geometry: ne.geometry(),
  scale: 500,
  maxPixels: 1e20
});

var desvio3 = image3.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.stdDev(),
  geometry: ne.geometry(),
  scale: 500,
  maxPixels: 1e20
});

var max3 = image3.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.max(),
  geometry: ne.geometry(),
  scale: 500,
  maxPixels: 1e20
```

```
});

var min3 = image3.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.min(),
  geometry: ne.geometry(),
  scale: 500,
  maxPixels: 1e20
});
```

//Resultado da estatística - Coleção 3 - Imprimir resultado

```
print(media3,desvio3,max3,min3);
```

//Geração dos mapas temáticos à superfície das coleções 1, 2 e 3

```
Map.addLayer(image1,{ min: -1, max: 1,bands:['NDVI'], palette: palette_iv},'NDVI');
Map.addLayer(image1,{ min: -1, max: 1,bands:['EVI'], palette: palette_iv},'EVI');
Map.addLayer(image1,{ min: -1, max: 1,bands:['NDWI'], palette: palette_iv},'NDWI');
Map.addLayer(image1,{ min: -1, max: 1,bands:['MNDWI'], palette: palette_iv},'MNDWI');
Map.addLayer(image1,{ min: -1, max: 1, bands:['SAVI'], palette: palette_iv},'SAVI');
Map.addLayer(image1,{ min: 0, max: 6, bands:['IAF'], palette: palette_iv},'IAF');
Map.addLayer(image1,{min: 0, max: 1, bands:['ALBEDO-SUP'], palette:
palette_albedo},'ALBEDO-SUP');
Map.addLayer(image2,{min: 25, max: 50,bands:['temperatura'], palette:
palette_temperatura},'Temperatura (°C)');
Map.addLayer(image3,{min: 0, max: 10,bands:['evapotranspiração'], palette:
palette_evapotranspiração},'Evapotranspiração');
```

//Exportar as Imagens processadas para o Drive (Parâmetros físico-hídricos anual) - Impressão ano a ano

```
Export.image.toDrive({
  image: image1.select('NDVI'),
  description: 'NDVI2019',
  region: ne,
  scale: 500,
  crs: 'EPSG: 4326',
  fileFormat: 'GeoTIFF',
  folder: 'Índice NDVI'
});
```

```
Export.image.toDrive({
  image: image1.select('NDWI'),
  description: 'NDWI2019',
  region: ne,
  scale: 500,
  crs: 'EPSG: 4326',
  fileFormat: 'GeoTIFF',
  folder: 'Índice NDWI'
});
```

```
});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: image1.select('MNDWI'),  
  description: 'MNDWI2019',  
  region: ne,  
  scale: 500,  
  crs: 'EPSG: 4326',  
  fileFormat: 'GeoTIFF',  
  folder: 'Índice MNDWI'  
});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: image1.select('EVI'),  
  description: 'EVI2019',  
  region: ne,  
  scale: 500,  
  crs: 'EPSG: 4326',  
  fileFormat: 'GeoTIFF',  
  folder: 'Índice EVI'  
});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: image1.select('SAVI'),  
  description: 'SAVI2019',  
  region: ne,  
  scale: 500,  
  crs: 'EPSG: 4326',  
  fileFormat: 'GeoTIFF',  
  folder: 'Índice SAVI'  
});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: image1.select('IAF'),  
  description: 'IAF2019',  
  region: ne,  
  scale: 500,  
  crs: 'EPSG: 4326',  
  fileFormat: 'GeoTIFF',  
  folder: 'Índice IAF'  
});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: image1.select('ALBEDO-SUP'),  
  description: 'Albedo2019',  
  region: ne,  
  scale: 500,  
  crs: 'EPSG: 4326',  
  fileFormat: 'GeoTIFF',
```

```
    folder: 'Albedo'  
  });
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: image2.select('temperatura'),  
  description: 'Temperatura2019',  
  region: ne,  
  scale: 1000,  
  crs: 'EPSG: 4326',  
  fileFormat: 'GeoTIFF',  
  folder: 'Temperatura'  
});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: image3.select('evapotranspiração'),  
  description: 'Evapotranspiração2019',  
  region: ne,  
  scale: 500,  
  crs: 'EPSG: 4326',  
  fileFormat: 'GeoTIFF',  
  folder: 'Evapotranspiração'  
});
```

APÊNDICE B – Software R – Script da análise de tendência da cobertura e uso da terra do Nordeste Brasileiro

No software R foi desenvolvido um script de programação para a análise de tendência dos dados da série temporal da cobertura e uso da terra do MapBiomias Brasil, pelos testes estatísticos de Mann-Kendall e Sen.

Programação para análise dos testes de Mann-Kendall e Sen

Carregando pacotes necessários

```
library('Kendall') # para o teste
library('extRemes') # para plotar vários gráficos
library('ggplot2') # para construção de gráficos
library('magicaxis')
library('grid')
library('multipol')
library('extrafont')
library('readr')
library('quantmod')
```

```
setwd('C:/Users/User/Documents/R/R_tendencia')
```

Carregamento dos dados da cobertura e uso do solo

```
dados_uso_jhon=read.table('jhon_tendencia.txt', h=T)
attach(dados_uso_jhon)
names(dados_uso_jhon)
```

```
require(trend)
summary(dados_uso_jhon)
mk.test(Corpos_Hidricos)
sens.slope(Corpos_Hidricos, conf.level = 0.95)
tfpwmk(dados_uso_jhon)
```

```
require(trend)
summary(dados_uso_jhon)
mk.test(Floresta_Natural)
sens.slope(Floresta_Natural, conf.level = 0.95)
tfpwmk(dados_uso_jhon)
```

```
require(trend)
summary(dados_uso_jhon)
mk.test(Formação_Natural_Não_Florestal)
sens.slope(Formação_Natural_Não_Florestal, conf.level = 0.95)
tfpwmk(dados_uso_jhon)
```

```
require(trend)
summary(dados_uso_jhon)
```

```

mk.test(Agropecuaria)
sens.slope(Agropecuaria, conf.level = 0.95)
tfpwmk(dados_uso_jhon)

require(trend)
summary(dados_uso_jhon)
mk.test(Area_Não_vegetada)
sens.slope(Area_Não_vegetada, conf.level = 0.95)
tfpwmk(dados_uso_jhon)

library("gridExtra", lib.loc="~/R/win-library/3.5")

```

#Figuras da tendência dos usos do solo no Nordeste

```

tiff('Floresta Natural.tiff', width = 9, height = 7, units = 'in', res = 600, family = 'serif')
a <- ggplot(dados_uso_jhon, aes(x=Ano, y=Floresta_Natural)) +
  geom_smooth(method = "lm")+
  geom_point() +
  geom_line() +
  theme_classic() +
  coord_cartesian(xlim = c(2000, 2020)) +
  ylim(c(900000,979000)) +
  xlab("Ao longo do tempo (anual)") +
  ylab (expression(paste("Floresta densa"~(km^2)))) +
  scale_x_continuous(breaks = c(2000, 2005, 2010, 2015, 2019)) +
  theme(text=element_text(family="Times New Roman", size=20)) +
  theme(axis.text = element_text(colour = "black", size = 20)
)

a

dev.off()

tiff('Formação Natural Não Florestal.tiff', width = 9, height = 7, units = 'in', res = 600, family =
'serif')
b <- ggplot(dados_uso_jhon, aes(x=Ano, y=Formação_Natural_Não_Florestal)) +
  geom_smooth(method = "lm")+
  geom_point() +
  geom_line() +
  theme_classic() +
  coord_cartesian(xlim = c(2000, 2020)) +
  ylim(c(80000,92500)) +
  xlab("Ao longo do tempo (anual)") +
  ylab (expression(paste("Formação natural não florestal"~(km^2)))) +
  scale_x_continuous(breaks = c(2000, 2005, 2010, 2015, 2019)) +
  theme(text=element_text(family="Times New Roman", size=20)) +
  theme(axis.text = element_text(colour = "black", size = 20)
)

```


b

dev.off()

```
tiff('Agropecuária.tiff', width = 9, height = 7, units = 'in', res = 600, family = 'serif')
c <- ggplot(dados_uso_jhon, aes(x=Ano, y=Agropecuaria)) +
  geom_smooth(method = "lm")+
  geom_point() +
  geom_line() +
  theme_classic() +
  coord_cartesian(xlim = c(2000, 2020)) +
  ylim(c(450000,550000)) +
  xlab("Ao longo do tempo (anual)") +
  ylab (expression(paste("Agropecuária"~(km^2)))) +
  scale_x_continuous(breaks = c(2000, 2005, 2010, 2015, 2019)) +
  theme(text=element_text(family="Times New Roman", size=20)) +
  theme(axis.text = element_text(colour = "black", size = 20)
  )
```

c

dev.off()

```
tiff('Área Não Vegetada.tiff', width = 9, height = 7, units = 'in', res = 600, family = 'serif')
d <- ggplot(dados_uso_jhon, aes(x=Ano, y=Area_Não_vegetada)) +
  geom_smooth(method = "lm")+
  geom_point() +
  geom_line() +
  theme_classic() +
  coord_cartesian(xlim = c(2000, 2020)) +
  ylim(c(9000,14000)) +
  xlab("Ao longo do tempo (anual)") +
  ylab (expression(paste("Área não vegetada"~(km^2)))) +
  scale_x_continuous(breaks = c(2000, 2005, 2010, 2015, 2019)) +
  theme(text=element_text(family="Times New Roman", size=20)) +
  theme(axis.text = element_text(colour = "black", size = 20)
  )
```

d

dev.off()

```
tiff('Corpos Hídricos.tiff', width = 9, height = 7, units = 'in', res = 600, family = 'serif')
e <- ggplot(dados_uso_jhon, aes(x=Ano, y=Corpos_Hidricos)) +
  geom_smooth(method = "lm")+
  geom_point() +
  geom_line() +
  theme_classic() +
  coord_cartesian(xlim = c(2000, 2020)) +
```

```
ylim(c(11500,20000)) +  
xlab("Ao longo do tempo (anual)") +  
ylab (expression(paste("Corpos hídricos"~(km^2)))) +  
scale_x_continuous(breaks = c(2000, 2005, 2010, 2015, 2019)) +  
theme(text=element_text(family="Times New Roman", size=20)) +  
theme(axis.text = element_text(colour = "black", size = 20)  
)
```

e

```
dev.off()
```

```
grid.arrange(a, b, c, d, e, ncol=3)
```