



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE FILOSOFIA E CIÊNCIA HUMANAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS GEOGRÁFICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM DESENVOLVIMENTO E MEIO AMBIENTE

VIVIANE PEDROSO GOMES

**VARIAÇÃO ESPACIAL DA BIOMASSA E ÍNDICE DO POTENCIAL DE
UMIDADE PARA SOLOS DA REGIÃO SEMIÁRIDA**

Recife
2022

VIVIANE PEDROSO GOMES

**VARIAÇÃO ESPACIAL DA BIOMASSA E ÍNDICE DO POTENCIAL DE
UMIDADE PARA SOLOS DA REGIÃO SEMIÁRIDA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Desenvolvimento e Meio Ambiente.

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. Maria do Socorro Bezerra de Araújo

Coorientadora: Prof^ª. Dr^ª. Josiclêda Domiciano Galvínio

Recife

2022

Catálogo na fonte
Bibliotecária Maria do Carmo de Paiva CRB4-1291

G633p Gomes, Viviane Pedroso.
Variação espacial da biomassa e índice do potencial de umidade para solos da
Região Semiárida. / Viviane Pedroso Gomes. – 2022.
85 f : il.; 30 cm.

Orientadora : Prof^a. Dr^a. Maria do Socorro Bezerra de Araújo.
Coorientadora : Prof^a. Dr^a. Josiclêda Domiciano Galvêncio.
Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Pernambuco, CFCH.
Programa de Pós-graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente, Recife, 2022.
Inclui referências.

1. Meio ambiente. 2. Plantas. 3. Águas subterrâneas. 4. Solos - Manejo. 5.
Detectores - Radar. 6. Valores de umidade. I. Araújo, Maria do Socorro Bezerra
de (Orientadora) II. Galvêncio, Josiclêda Domiciano (Coorientadora). III. Título.

363.7 CDD (22. ed.)

UFPE (BCFCH2022-132)

VIVIANE PEDROSO GOMES

**VARIAÇÃO ESPACIAL DA BIOMASSA E ÍNDICE DO POTENCIAL DE
UMIDADE PARA SOLOS DA REGIÃO SEMIÁRIDA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Desenvolvimento e Meio Ambiente.

Aprovada em: 10/03/2022.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Antonio Marcos dos Santos
Universidade de Pernambuco

Profa. Dra. Magna Soelma Beserra de Moura
Embrapa Semiárido

Profa. Dra. Vlândia Pinto Vidal de Oliveira
Universidade Federal do Ceará

Prof. Dr. Ygor Cristiano Brito Morais
Prefeitura municipal de Jaboatão dos Guararapes

Dedico este trabalho ao meu pai
(in memoriam). A minha mãe e
meu irmão.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por minha vida, por toda proteção e forças durante os momentos difíceis.

À Universidade Federal de Pernambuco pela estrutura fornecida e por contribuir com minha formação profissional. À Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia de Pernambuco (FACEPE) pela concessão da bolsa de estudo, que foi de fundamental importância para o desenvolvimento da pesquisa.

À minha orientadora Dra. Maria do Socorro Bezerra de Araújo, por toda ajuda, confiança, incentivo e orientação, sem ela nada disso seria possível. A minha coorientadora Dra. Josiclêda Domiciano Galvêncio por toda ajuda, atenção e contribuições para a pesquisa.

Aos professores componentes da banca Dr. Antonio Marcos dos Santos, Dra. Magna Soelma Beserra de Moura, Dra. Vlândia Pinto Vidal de Oliveira e Dr. Ygor Cristiano Brito Morais, por aceitarem o convite para participar e por todas as contribuições para melhoria do trabalho.

Agradeço ao meu pai, José Rivaldo Gomes Filho (*in memoriam*), por ter sido um excelente exemplo, e por todo seu esforço pela família. À minha mãe Cristiane Pedrozo Barbosa Gomes, por sempre estar ao meu lado me incentivando, apoiando e torcendo. Ao meu irmão Vitor Pedrozo Gomes, por toda parceria. Agradeço também aos meus familiares, por toda ajuda durante minha trajetória até aqui.

À Jáder, meu companheiro, que divide comigo os momentos bons e ruins da vida, obrigada pelo apoio incondicional, todo amor, carinho, paciência, incentivo e compreensão de todos os dias, principalmente, durante o processo de realização da tese. Você foi essencial para que eu continuasse seguindo.

À todos os professores que tive ao longo da vida e que contribuíram para minha formação como profissional e cidadã. Em especial, Valter Silva, Arilene Maria, Cláudia Barros, Rozélia Farias, Adriana Ferreira, David Filipe, Aldemir Dantas, Werônica Meira e Valérica Costa.

Agradeço ao meu amigo Pedro Ferreira por ter dividido comigo a experiência desses onze anos na universidade, cursamos juntos a graduação, o mestrado e o doutorado, sempre nos apoiando em todos os momentos. Evoluímos juntos, conquistamos muitas vitórias, sempre torcendo pelo sucesso um do outro. Sei que ainda teremos muitas vitórias para comemorar.

Aos amigos, Ítalo Arruda, Elise Dias, Henrique Ferreira, Mariana Cavalcanti, Yenê Medeiros, Ygor Cristiano, Cleide Souza, Jadson Freire, Antonio Marcos, Neide Soares, Luciana Mayla, João Antônio, Pedro Paulo, Raphael Almeida, Jaci Souza, Johnny Mayron, Leandro Muniz, Andreza Aguiar, Elba Alves, Vitória Régia, Adjane Sousa, Fabrício Ferreira, Elisabeth Cavalcanti, Any Sena, Ayrlis Araújo, Mayara Brandão, Bruno Alves, Adriana Megumi, Sidney Campelo, Joélia Natália, Isabela Oliver e Julliana Machado, muito obrigada por todo apoio, ajuda, conversas e auxílios ao longo dos anos na universidade, sem a convivência com vocês seria muito mais difícil chegar até aqui.

RESUMO

Estimar a umidade do solo em regiões de clima semiárido é um importante desafio para muitos pesquisadores, uma vez que existe um importante número de variáveis envolvidas, inclusive a quantidade de biomassa arbórea, variável imprescindível em análises ambientais. O objetivo da presente tese é determinar a variação espacial da biomassa e umidade do solo em uma região do semiárido pernambucano como subsídio à gestão ambiental. Para determinar as mudanças espaciais e temporais do uso e cobertura da terra da área, foi realizada classificação supervisionada, a partir de imagens dos satélites *Landsat 5* e *8*. Em seguida, foi gerada a espacialização dos dados de precipitação pluviométrica, por meio do método de interpolação IDW. Para estimar a biomassa arbórea da área de estudo foram utilizados Modelos Digitais de Elevação (MDE) do sensor *Light Detection and Ranging* (LiDAR), que permitiram a realização da estimativa de informações dendrométricas da vegetação, dados essenciais para a estimativa de biomassa arbórea. Para determinar a tendência de saturação da umidade do solo na área de estudo, foi aplicado o *Topographic Wetness Index* (TWI), gerado a partir de imagens do radar *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM). Foram utilizados dados do satélite *Soil Moisture Ocean Salinity* (SMOS) para a determinação da variação espaço-temporal da umidade do solo da bacia. A validação dos mesmos foi realizada a partir de dados de umidade do solo de campo, das redes de estações do Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais (CEMADEN). Foi desenvolvido um Índice Espacial do Potencial de Umidade do Solo (IEPUS), com base no cruzamento de informações pedológicas, de uso e cobertura da terra, declividade e precipitação da bacia hidrográfica do rio Pontal. O uso e cobertura da terra apresentou significativas alterações entre os anos de 1992 e 2020, com redução de 13,8 % de áreas de vegetação de Caatinga e aumento de 13% de áreas Solos Expostos e Agropecuária. Quanto a precipitação pluviométrica, o método de extrapolação dos dados mostrou-se eficiente. De maneira geral, a bacia apresenta baixas taxas anuais de chuvas. A biomassa arbórea encontrada na área, apresentou médias mais elevadas à montante da bacia, área onde a vegetação predominante é a Savana Estépica Florestada, em detrimento de áreas à jusante da bacia, onde predominam áreas de agricultura irrigada, solo exposto e área urbana. O TWI variou entre 4,4 e 24,8, apresentando os maiores valores de umidade do solo, próximo aos canais principais de drenagem da bacia e regiões de relevo plano e suave ondulado. Quanto à estimativa da umidade do solo com o SMOS, na etapa de validação, o coeficiente de determinação linear aplicado à análise dos dados apresentou valores que variaram entre 0,49 e 0,68, nas diferentes estações e períodos. Quanto ao IEPUS, observou-se que o mesmo foi capaz de representar a distribuição

da umidade do solo na região, que apresentou em pelo menos 90% de sua área, Baixo potencial. O trabalho apresentou consistência dos resultados alcançados, indicando que as informações podem ser utilizadas como referência nos planos de monitoramento e gestão de bacias hidrográficas.

Palavras-chave: biomassa vegetal; umidade do solo; uso e cobertura da terra; sensoriamento remoto; índices de umidade.

ABSTRACT

Estimating soil moisture in semi-arid regions is an important challenge for researchers because many variables are involved, including tree biomass, an essential variable in environmental analysis. This thesis aims to determine the spatial variation of biomass and soil moisture in a semi-arid region of Pernambuco as a subsidy for environment management. A supervised classification was carried out using images from satellites Landsat 5 and 8 to determine the spatial and temporal changes in land use and land cover in the area. Then, the spatialization of rainfall data was generated using IDW interpolation. Digital Elevation Models (DEM) of the Light Detection and Ranging (LiDAR) sensor was used to estimate the tree biomass of the study area, which allowed the estimation of dendrometric information of the vegetation, essential data for the assessment of tree biomass. The Topographic Wetness Index (TWI) was applied to determine the soil moisture saturation tendency in the study area, generated from Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) radar images. Data from the Soil Moisture Ocean Salinity (SMOS) satellite was used to determine the space-time variation of soil moisture in the basin. Their validation was carried out using field soil moisture data from the National Center for Monitoring and Alerting Natural Disasters (CEMADEN). A Spatial Index of Soil Moisture Potential (IEPUS) was developed, based on the crossing of pedological information, land use, land cover, the Pontal river basin slope, and precipitation. Land use and the land cover showed significant changes between 1992 and 2020, with a 13.8% reduction in Caatinga vegetation areas and a 13% increase in Exposed Soils and Agriculture and Livestock areas. As for rainfall, the data extrapolation method proved to be efficient. In general, the basin has low annual rainfall rates. The tree biomass found in the area basin showed higher averages upstream, where predominant vegetation is the Forested Steppe Savanna, to the detriment of basin areas downstream, where irrigated agriculture, exposed soil and urban regions predominate. The TWI varied between 4.4 and 24.8, presenting the highest soil moisture values, close to the basin's main drainage channels and flat and smooth wavy relief areas. As for the estimation of soil moisture with SMOS, in the validation stage, the coefficient of linear determination applied to the data analysis presented values that varied between 0.49 and 0.68 in the different seasons and periods. As for the IEPUS, it was observed that it represented the distribution of soil moisture in the region, which presented, in at least 90% of its area, Low potential. The work showed consistent results, indicating that the information can be used as a reference in hydrographic basins' monitoring and management plans.

Keywords: plant biomass; soil moisture; land use and cover; remote sensing; moisture index.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Localização geográfica da bacia hidrográfica do rio Pontal – PE.	32
Figura 2 - Pedologia da bacia hidrográfica do rio Pontal – PE.	34
Figura 3 - Fluxograma dos procedimentos metodológicos.	35
Figura 4 - Nuvem com 1200 pontos distribuídos sobre a bacia hidrográfica do rio Pontal.	39
Figura 5 - Classes de uso e cobertura da terra encontrados na área de estudo. 5.1: Corpos Hídricos; 5.2: Solos Expostos e Agropecuária; 5.3: Savana Estépica Florestada; 5.4: Savana Estépica Arborizada, 5.5: Agricultura Irrigada.	40
Figura 6 - Grade fictícia com resolução espacial de 25 Km sobre a área de estudo.	48
Figura 7 - Localização espacial das estações Aqua - CEMADEN inseridas na área de estudo.	50
Figura 8 - Mapeamento do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do rio Pontal entre 1992 e 2020.....	53
Figura 9 - Distribuição espacial da precipitação pluviométrica para a bacia hidrográfica do rio Pontal, com base na normal climatológica que compreende o período entre 1911 e 1990.	55
Figura 10 - Delimitação de sub-bacias da bacia hidrográfica do rio Pontal – PE.	62
Figura 11 - Declividade e Índice Topográfico de Umidade da bacia hidrográfica do rio Pontal – PE.....	63
Figura 12 - Comparação entre o dado de umidade do solo estimado pelo SMOS com os valores observados a partir do modelo de estação Aqua do CEMADEN para a estação Dormentes.....	66
Figura 13 - Comparação entre o dado de umidade do solo estimado pelo SMOS com os valores observados a partir do modelo de estação Aqua do CEMADEN para a estação Petrolina.	68
Figura 14 - Comparação entre o dado de umidade do solo estimado pelo SMOS com os valores observados a partir do modelo de estação Aqua do CEMADEN para a estação Petrolina 03.....	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Atribuição das notas para as classes de cada atributo físico utilizados no cruzamento dos mapas e posterior mapeamento do potencial de retenção de umidade do solo na bacia hidrográfica do rio Pontal-PE.....	51
Tabela 2 - Estatística descritiva dos dados de altura das árvores.....	58
Tabela 3 - Estatística descritiva dos dados de diâmetro das árvores.....	60
Tabela 4 - Estatística descritiva dos dados de biomassa arbórea.....	61
Tabela 5 - Coeficiente de Pearson e nível de significância estatística das correlações.....	70

LISTA DE SIGLAS

3D	Tridimensional
AD	Água Disponível
AGL	Above Ground Level
ALOS	Advanced Land Observing <i>Satellite</i>
ASCII	American Standard Code for Information Interchange
AVIRIS	Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer
CBERS	China-Brazil Earth Resources Satellite
CC	Capacidade de Campo
CEMADEN	Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais
CHM	Canopy Height Model
CW	Largura da coroa
DAP	Diâmetro à Altura do Peito
DCA	Departamento de Ciências Atmosféricas
DSA	Dia Sequencial do Ano
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ENMAP	Programa de Análise e Mapeamento Ambiental
ENVI	Environment for Visualizing Images
ENVISAT	Missão Environmental Satellite
ESA	Agência Especial Europeia
FAO	Food and Agriculture Organization of the United Nations
GB	Gigabyte
GEP	Google Earth Pro
HD	High Definition
IDW	Inverso do Quadrado da Distância
IEPUS	Índice Espacial do Potencial de Umidade do Solo
KNN	K Nearest Neighbor
Landsat	Land Remote Sensing Satellite
LiDAR	Light Detection And Ranging
MDE	Modelo Digital de Elevação
MDT	Modelos Digitais do Terreno
MIRAS	Microwave Imaging Radiometer using Aperture Synthesis

MNR	Mosaic to New Raster
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
ND	Número Digital
NDVI	Índice de Vegetação de Diferença Normalizada
NPP	Net primary production
NS	Nash–Sutcliffe
OLI	Operational Land Imager
PE	Pernambuco
PE3D	Projeto Pernambuco Tridimensional
PMP	Ponto de Murcha Permanente
RAM	Random Access Memory
RF	Random Forest
SCA	Specific Catchment Area
SERGEO	Laboratório de Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento
SIG	Sistema de Informação Geográfica
SIRGAS	Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas
SMOS	Soil Moisture Ocean Salinity
SNAP	Sentinel Application Platform
SPOT	Satellite Pour l'Observation de la Terre
SPSS	Statistical Product and Service Solutions
SR	Sensoriamento Remoto
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
SWAT	Soil and Water Assessment Tool
TB	Terabyte
TM	Thematic Mapper
TWI	Topographic Wetness Index
TXT	Text File Extension
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
USGS	United States Geological Survey
UTM	Universal Transversa de Mercator
ZAPE	Zoneamento Agroecológico de Pernambuco
ZCIT	Zona de Convergência Intertropical

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	OBJETIVOS	19
1.1.1	Objetivo geral.....	19
1.1.2	Objetivos específicos.....	19
2	REVISÃO DE LITERATURA.....	21
2.1	USO E COBERTURA DA TERRA.....	21
2.2	PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA E UMIDADE DO SOLO	23
2.3	VARIAÇÃO ESPACIAL E TEMPORAL DA VEGETAÇÃO.....	24
2.4	ESTIMATIVA DA BIOMASSA ARBÓREA	27
2.5	VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA UMIDADE DO SOLO	29
3	MATERIAL E MÉTODOS	32
3.1	LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	32
3.2	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	34
3.2.1	Mapeamento espaço-temporal do uso e cobertura da terra	36
3.2.1.1	<i>Landsat 5</i>	36
3.2.1.2	<i>Landsat 8</i>	37
3.2.1.3	Classificação supervisionada.....	38
3.2.2	Distribuição espacial da precipitação pluviométrica na bacia do rio Pontal	41
3.2.3	Delimitação da bacia hidrográfica do rio Pontal.....	41
3.2.4	Aquisição de dados LiDAR.....	42
3.2.5	Processamento dos dados LiDAR para obtenção de altura das árvores... 43	43
3.2.6	Estimativa de diâmetro à altura do peito (DAP) e biomassa arbórea acima do solo a partir de dados LiDAR	44
3.2.7	Recorte das informações dendrométricas para as sub-bacias.....	45
3.2.8	Estatística descritiva dos dados	46
3.2.9	Índices topográficos de umidade do solo (TWI)	46
3.2.10	Variação espacial da umidade do solo com o SMOS.....	47
3.2.11	Índice Espacial do Potencial de Umidade do Solo (IEPUS)	51
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	52

4.1	USO E COBERTURA DA TERRA DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PONTAL	52
4.2	DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA PARA A BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PONTAL	54
4.3	ALTURA DAS ÁRVORES ESTIMADA COM DADOS LIDAR PARA A BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PONTAL	57
4.4	DIÂMETRO ARBÓREO ESTIMADO PARA A ÁREA DE ESTUDO	59
4.4	BIOMASSA ARBÓREA ACIMA DO SOLO ESTIMADA PARA A ÁREA DE ESTUDO	61
4.5	DECLIVIDADE E ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE UMIDADE DO SOLO (TWI)	63
4.6	DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA UMIDADE DO SOLO COM SMOS	65
4.7	ÍNDICE ESPACIAL DO POTENCIAL DE UMIDADE DO SOLO	71
5	CONCLUSÕES	75
	REFERÊNCIAS	78

1 INTRODUÇÃO

A distribuição dos grupos vegetais obedece à uma série de fatores, entre os quais pode-se destacar as características físico-químicas dos solos, topografia, disponibilidade de água, tipologia climática e ações humanas. Dentre os citados o fator climático é um dos que exercer maior grau de influência no que se refere à variação espacial e temporal das comunidades vegetais, como também para suas características fisiológicas.

A vegetação, de maneira geral, desempenha um importante papel para a dinâmica climática e, por conseguinte, em escalas geográficas variadas, para a disponibilidade de água. Por essa razão, o referido recurso se tornou objeto de estudo de um significativo número de pesquisadores e vem impulsionando uma série de debates não só dentro da comunidade científica, mas também por parte da sociedade em geral.

No Brasil, a região do bioma Amazônia vem recebendo especial atenção devido ao processo de degradação da vegetação, atrelado principalmente ao desenvolvimento de atividades como a pecuária, agricultura, garimpos ilegais e extração de madeira. Os debates sobre a questão giram em torno, com maior frequência, da possibilidade de intensificação dos efeitos das mudanças climáticas e redução da umidade do solo, o que produziria, como consequência, impactos negativos sobre a disponibilidade de água para usos difusos.

Por outro lado, no nordeste do Brasil, mais especificamente no Semiárido, o bioma Caatinga não vem recebendo a devida atenção no que se refere ao processo de degradação que enfrenta há décadas. Em uma região marcada pela escassez hídrica, que se relaciona com o menor potencial pluviométrico e gestão inadequada dos recursos hídricos, a degradação da vegetação é encarada como um processo que pode agravar ainda mais o problema mencionando, alcançando os sistemas naturais e de produção.

Do ponto de vista ambiental, o enfrentamento dessa questão passa pelo correto monitoramento e gestão das bacias hidrográficas localizadas no Semiárido. Uma das maneiras de alimentar e desenvolver planos de gestão voltados para os recursos hídricos, correto desenvolvimento agrícola, entre outros, é através de investigações sobre a umidade do solo.

A umidade do solo, além de afetar diretamente o desenvolvimento das plantas, é uma variável de estado hidrológico que interage com processos ambientais em escalas global, regional e local. Dentro desse contexto, essa componente atua nas trocas de água e calor na superfície terrestre e desempenha função estratégica quanto aos sistemas atmosféricos e terrestres. Sobre os solos, mais especificamente, pode interferir em processos erosivos,

disponibilidade de nutrientes, além de determinar nos padrões de alocação de biomassa no tempo e espaço.

Os processos ou fatores que podem influenciar na variação da umidade do solo são integrados, com maior ou menor peso para uma determinada variável. As mudanças sazonais e a própria dinâmica que ocorre no solo, ajudam a compor a heterogeneidade e as condições ambientais diversas. Por isso, há a necessidade de desenvolver estudos em diferentes locais e escalas para maior compreensão desse dinamismo.

Vale ressaltar que as técnicas utilizadas atualmente para a medição ou estimativa de umidade do solo podem fornecer dados em diferentes escalas. Porém, a principal desvantagem dos métodos empregados refere-se ao fato de que as medições demandam muito tempo; os usuários precisam ir a campo para coletar amostras de solo e colocá-las no forno por um longo período.

Os sensores de umidade do solo, por exemplo, são capazes de medir o teor de água no solo continuamente, por meio de *data loggers*. Isso permite que o usuário economize tempo e recursos financeiros que seriam destinados para realização das coletas em campo. Essa tecnologia é de grande valia para estudos realizados em pequena escala, porém, a baixa quantidade de sensores existentes em campo acaba por fornecer uma imagem incompleta para áreas mais extensas.

O monitoramento em grande escala geográfica figura como um dos maiores desafios quando se considera a obtenção de dados correspondentes à umidade do solo, principalmente em regiões como a do Semiárido nordestino. Por outro lado, esses dados são imprescindíveis para o monitoramento, gestão ambiental e desenvolvimento de atividades como a agricultura.

Nesse sentido, as técnicas de sensoriamento remoto, entre as quais pode-se destacar a obtenção de dados sobre a superfície e subsuperfície, por meio de imagens produzidas a partir sensores orbitais, integrados a satélites artificiais, têm preenchido algumas lacunas. Essa nova ferramenta possibilitou o monitoramento de áreas extensas, de difícil acesso ou ainda aquelas onde os custos operacionais e técnicos do trabalho de campo tornam no procedimento inviável.

Uma das tecnologias bem empregadas para oferecer resposta à essa demanda são as informações de umidade do solo obtidas pelo satélite *Soil Moisture Ocean Salinity (SMOS)*, ferramenta que será utilizada na presente tese. Ainda que sua aplicação seja ampla, a escala espacial oferecida nem sempre permite o detalhamento necessário para o desenvolvimento seguro de estudos dessa natureza, sobretudo em áreas menores e quando se busca não só o dado instantâneo, mas também o potencial.

Por essa razão, surgem alguns questionamentos, os quais vão nortear o desenvolvimento desta pesquisa: as técnicas comumente empregadas para a avaliação da distribuição espacial e temporal da umidade do solo são capazes de representar a realidade das áreas semiáridas do Brasil em escala de bacia hidrográfica? Seria possível, a partir dos índices de umidade já desenvolvidos, elaborar uma nova metodologia mais adequada à realidade do Semiárido brasileiro?

É a partir dessa perspectiva que a presente tese será desenvolvida, com vistas a oferecer suporte para eventuais planos de manejo e conservação das florestas de caatinga e dos recursos hídricos na região. O enfoque principal será voltado para a aplicação das principais metodologias utilizadas atualmente para essa finalidade. Nesse sentido, diante dos resultados encontrados, foi proposto um novo índice, que leva em consideração um número maior de atributos físicos, adaptado às características da região e que pode preencher as lacunas encontradas devido às limitações observadas para os índices anteriores.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo geral

Determinar a variação espacial da biomassa e umidade do solo em uma região do semiárido pernambucano como subsídio à gestão ambiental.

1.1.2 Objetivos específicos

- Identificar as mudanças espaço-temporais do uso e cobertura da terra da bacia hidrográfica do rio Pontal;
- Estimar a biomassa arbórea da área de estudo a partir de dados do sensor LiDAR;
- Determinar a tendência de saturação da umidade do solo em uma área de clima semiárido;
- Analisar a variação espaço-temporal da umidade do solo em uma bacia hidrográfica do Semiárido pernambucano;
- Analisar a distribuição espacial da precipitação pluviométrica na bacia hidrográfica do rio Pontal;

- Desenvolver e analisar o Índice Espacial do Potencial de Umidade do Solo na bacia hidrográfica do rio Pontal.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Revisão de literatura estruturada conforme os objetivos específicos propostos, de modo a fornecer embasamento teórico-metodológico.

2.1 USO E COBERTURA DA TERRA

O uso e cobertura da terra, de acordo com *Food and Agriculture Organization of the United Nations* (FAO, 1999), compreende as diferentes estruturas modeladas por meio de forças de ordem natural e antropogênicas. No que se refere à ação humana, as atividades inerentes ao processo de produção e reprodução do espaço geográfico promovem significativas transformações cujo objetivo central consiste em produzir um ambiente que melhor atenda as demandas socioeconômicas e culturais.

No último século, a crescente preocupação com o planejamento territorial e as questões ambientais, decorrentes principalmente das mudanças no uso e cobertura da terra, impulsionaram uma série de debates, que perpassam por problemas associados à desertificação de ambientes áridos e semiáridos, mudanças climáticas, disponibilidade de água para uso difuso, entre outros. Os problemas supracitados decorrem, essencialmente, das práticas de desmatamento, que são empreendidas para conversão de florestas naturais em áreas de pastagem, agricultura, ampliação do perímetro urbano e produção de lenha (BAI, OCHUODHO e YANG 2019; GABIRI *et al.*, 2019; RIDWANSYAH *et al.*, 2020).

Nesse sentido, observou-se, então, a necessidade de desenvolver tecnologias capazes de representar a superfície e as alterações espaciais e temporais no uso e cobertura da terra, para diferentes escalas geográficas e cartográficas. Um dos principais mecanismos desenvolvidos para essa finalidade foi a obtenção de imagens de satélites orbitais por meio da utilização de técnicas de sensoriamento remoto.

A maior difusão de imagens de satélite se deu a partir da consolidação do programa *Landsat*, iniciado por volta da década de 1970. Com a finalidade principal de auxiliar no monitoramento territorial, a série foi continuada e, por essa razão, um robusto banco de imagens foi construído e disponibilizado gratuitamente. Além do fácil acesso ao produto e as longas séries históricas que se dispõe, outra grande vantagem, que tornou o uso dos produtos *Landsat* bastante difundidos, foram sua resolução espacial (30 m) e temporal (7 dias), que oferecem boa cobertura da superfície (NOVO, 2008).

A necessidade de oferecer respostas para os mais variados problemas ambientais fez dos produtos da série *Landsat* um dos mais utilizados para o monitoramento e gestão ambiental e diferentes unidades de observação. Atualmente, inúmeros trabalhos foram desenvolvidos, com diferentes abordagens, que vão desde as investigações dos impactos das mudanças no uso e cobertura da terra sobre os recursos hídricos, à questões climáticas e de produtividade agrícola (ALLAM; BAKR; ELBABLY, 2019; DESTA; FETENE, 2020; MURAD; PEARSE, 2018; SHI *et al.*, 2019; WANG, Q. *et al.*, 2020).

A produção dos mapas de uso e cobertura da terra utilizados nos estudos citados se deu por meio da classificação de imagens orbitais, que pode obedecer ao método supervisionado e não supervisionado. No método supervisionado, são utilizados dados obtidos em campo, que podem ser empregados tanto na etapa de classificação quanto na de validação do produto, a fim de avaliar o grau de precisão do mapeamento. Entretanto, o levantamento dessas informações não é uma tarefa relativamente simples ou possível, seja pela dificuldade de acesso às áreas, tempo demandado ou limitação de recursos financeiros (WULDER *et al.*, 2006).

No sentido de contornar o referido problema, autores como Fritz *et al.* (2009), sugeriram o uso de imagens de satélites de alta resolução espacial, disponibilizadas gratuitamente em programas como o *Google Earth Pro*. Essas imagens, em geral, são integradas ao referido software e possuem detalhamento superficial relativamente alto para que o observador possa distinguir os alvos dispostos na superfície.

Entre as primeiras aplicações de relevância, destaca-se o estudo conduzido por Biradar *et al.* (2009), que teve como principal objetivo realizar um mapeamento das áreas de agricultura de sequeiro em escala global. Utilizando imagens orbitais disponíveis no banco de dados do *Google Earth*, realizou uma amostragem com 1009 pontos distribuídos aleatoriamente, além de 915 pontos obtidos em campo. O teste de acurácia do mapeamento, realizado por meio do teste de Kappa, variaram entre 92 e 98%, comprovando a eficácia da metodologia para uma grande escala geográfica.

A metodologia também foi empregada para melhoramento e atualização de mapas antigos, considerados menos precisos em relação aos que se dispõe atualmente. Pekkarinen Reithmaier e Strobl (2009), por exemplo, classificaram 415 cenas do satélite *Landsat 7*, para mapeamento florestal de todo o continente europeu. Na amostragem, os autores utilizaram, em média, 1041 pontos por cena. Os resultados encontrados após o processamento e classificação supervisionada indicaram uma precisão em torno de 88%, com nível de significância estatística $\geq 95\%$.

Além dos trabalhos supracitados, outras pesquisas, voltadas para diferentes linhas de abordagem, que foram desde o teste da metodologia à análises ambientais foram desenvolvidas e se revelaram exitosas (CLARK *et al.*, 2010; HANSEN *et al.*, 2014; JACOBSON, *et al.*, 2015; REDO; AIDE; CLARK, 2012; SAITO *et al.*, 2016).

A robustez dos resultados encontrados a partir dos diferentes estudos citados foi reveladora também de sua versatilidade. Assim, o método passou a ser utilizado para análises ambientais em diferentes escalas geográficas e para diferentes regiões, com características ambientais distintas. Um dos estudos que pode ser destacado foi conduzido por Zurqani *et al.* (2018) para a bacia do Rio Savannah, localizado na Carolina do Sul, Geórgia. O objetivo da pesquisa consistiu em determinar as classes de uso e cobertura da terra presentes na área de estudo, assim como suas mudanças espaço-temporais. Os resultados encontrados indicaram que a metodologia foi capaz não só de identificar as 13 classes de uso localizadas na bacia, mas também mudanças associadas ao desmatamento e ampliação dos perímetros irrigados.

No Irã, Ghorbanian *et al.* (2020) trabalharam na atualização do mapa de uso e cobertura da terra do referido país. Os autores destacaram que o mapeamento anterior, produzido em 2016, apresentava baixo nível de detalhes, visto que foi baseado em imagens do sensor MODIS, que apresenta menor resolução espacial de 250 m. A atualização, baseada em imagens de alta resolução disponíveis no banco de dados do *Google Earth*, foi considerada exitosa. As classes anteriores foram devidamente representadas, assim como outras que surgiram posteriormente. Ao aplicar o Coeficiente de Kappa, os pesquisadores concluíram que o nível de precisão do mapeamento chegou à cerca de 95%.

2.2 PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA E UMIDADE DO SOLO

De acordo com Ferreira *et al.* (2017) o clima é o resultado da interação entre a energia eletromagnética irradiada pelo Sol, com a superfície terrestre, que é composta por diferentes estruturas, com propriedades físico-químicas distintas. A variação espaço-temporal dessas estruturas vem a explicar a multiplicidade de climas encontrados em várias regiões do mundo.

Por essa razão, pode-se afirmar que o clima tem impacto significativo sobre o conteúdo de água no solo de uma dada região. De acordo com Gutiérrez, Sanabria e Quiñones (2016), as características climáticas de uma região influenciarão também na sazonalidade da umidade ao longo do ano. Os autores destacam que as alterações entre as estações do ano. Em períodos secos o teor de umidade decai, enquanto no período chuvoso o teor de água no solo é maior.

Sobre isso, Zanin (2021) destacou que a sazonalidade da precipitação pluviométrica, um dos elementos do clima mais estudados em análises ambientais, faz com que a umidade varie a cada camada do solo. De acordo com o autor, há maior variação no teor de água no solo nas camadas mais rasas se comparadas às mais profundas. Isso tem relação direta com o padrão de variação da evapotranspiração.

Um estudo mais específico, que buscou analisar, entre outras questões, a relação entre a umidade do solo e a precipitação pluviométrica foi desenvolvido por Makeison *et al.* (2022) em uma região semiárida. Os autores concluíram que as chuvas são determinantes para o aumento do teor de água no solo, porém, os mesmos identificaram um atraso em relação à resposta da umidade do solo em relação à precipitação pluviométrica. E que isso se relaciona também com o nível de preservação da vegetação nas áreas analisadas.

A previsão de umidade do solo em função da precipitação pluvial também se tornou objeto de estudo por parte dos pesquisadores em geral. Colossi e Tucci (2020), por exemplo, utilizaram um modelo hidrológico para realizar simulações hidrológicas, relacionadas diretamente com a precipitação, para estimar a umidade do solo. Os autores destacaram que os resultados encontrados revelaram que a umidade do solo a longo prazo, estimada em função da precipitação, pode ser mais útil para predição dos períodos classificados como mais secos ou úmidos do que as condições médias, isso para a região estudada.

Essa relação também é bem utilizada para predições associadas a eventos de inundações. Um estudo de grande magnitude foi desenvolvido por Wasko e Nathan (2019) para a Austrália. Os autores buscaram entender a ocorrência de inundações na região a partir de eventos de precipitação pluviométrica e teor de umidade do solo. Eles chegaram à conclusão que os picos de precipitação pluviométrica são importantes para a ocorrência de inundações, porém ressaltam que as condições de umidade do solo que antecedem a tempestade têm impacto significativo sobre os episódios de enchente. Verificou-se que as regiões para as quais o pico de vazão diminuiu são estatisticamente correlacionadas com as regiões de menor teor de umidade do solo.

2.3 VARIAÇÃO ESPACIAL E TEMPORAL DA VEGETAÇÃO

De acordo com manual técnico de *Food and Agriculture Organization of the United Nations* (FAO, 2010), o termo floresta é compreendido como uma localidade cuja cobertura de copa, ou densidade equivalente, seja igual ou superior a 10% de uma área com dimensão

superior a 0,5 ha. As espécies vegetais devem possuir a capacidade de alcançar altura mínima de 5 m.

Por outro lado, é importante destacar que esse é um conceito genérico, que deixa de fora algumas características e percepções. Segundo Movimento Mundial Pela Floresta Tropicais (MMPF, 2021), FAO exclui o entendimento de que o simples adensamento de um determinado número de árvores não configura, necessariamente, uma floresta. Há níveis de interações que precisam ser considerados na definição, como a observada entre uma significativa variedade de animais e plantas, assim como os grupos humanos que dela dependem.

A variação espacial da vegetação é o resultado da atuação de um conjunto de fatores como, clima, solos, relevo, atuação humana, entre outros, que variam no tempo e espaço. Porém, a depender da escala geográfica observada na análise, o grau de influência de um determinado fator pode sobrepor os demais. Em escala global, por exemplo, o fator climático exerce maior influência na distribuição espacial das florestas (SENF *et al.*, 2017). Em escalas geográficas menores, fatores como relevo e solos são mais importantes para certas variações, que vão desde a ocorrência de determinadas espécies até a variação de características de um determinado grupo vegetal.

No Brasil, a atuação de diferentes fatores, em distintas escalas geográficas, contribuíram para a configuração de, pelos menos, seis biomas. Entre eles, pode-se destacar o Amazônico, com área de 4.196.943 km², o que representa 49,29% do território nacional; Cerrado, com área de 2.036.448 km² (22% do território) e Caatinga, cuja área é de 844.453 km² (11% do território) (ALVES *et al.*, 2013).

Dentre os biomas supracitados, o da Caatinga, que é um dos objetos de investigação do presente estudo, é predominantemente composto pela Savana Estépica, que é subdividida em Savana Estépica Arborizada e Savana Estépica Florestada. A Savana Estépica Arborizada, também conhecida como Caatinga Arbustiva, se caracteriza por apresentar espécies de baixo porte e fisionomia arbustiva. A depender das condições ambientais às quais estão submetidas, podem formar paisagens com florestas adensadas ou áreas marcadas pela presença de clareiras e forte espaçamento entre os indivíduos.

Quanto a Savana Estépica Florestada, ou Caatinga Arbórea, esta é caracterizada pela presença de indivíduos de porte elevado, variando entre 5 e 7 m, com troncos grossos e engalhamento espinhoso bastante ramificado. Vale salientar que as características mencionadas para os dois subgrupos são destacadas pelo Manual Técnico da Vegetação Brasileira (IBGE, 2012).

Outra característica marcante da vegetação de Caatinga é sua capacidade de adaptação às condições de tempo e clima do Semiárido nordestino, entre as quais se destaca a escassez hídrica, que é reflexo do baixo potencial pluviométrico da região e a variabilidade espacial e temporal das chuvas. Fisiologicamente, essa capacidade de adaptação se deve às características morfológicas das espécies vegetais, que se destacam pelos estômatos protegidos, espessa camada de cera, tecidos armazenadores de água mais eficientes e aprofundamento do sistema radicular (BARROS, I. O.; SOARES, A. A., 2013; TROVÃO *et al.*, 2007).

Um bom exemplo do exposto, corresponde a resposta da vegetação aos períodos de seca, que segundo Ferreira *et al.*, (2017), pode durar anos. Nesse período, a vegetação “libera” sua folhagem por meio da degradação do conteúdo de clorofila B, responsável pela transferência de energia para a clorofila A, que a transforma em energia química durante fotossíntese (HAVAUX, 1992).

Segundo Amorim, Sampaio e Araújo (2005), a perda da folhagem durante a estação seca contribui para a redução do estresse luminoso e da evapotranspiração, o que reflete diretamente no conteúdo de água da planta. Esse mecanismo é vital para que a planta consiga manter suas funções básicas, garantindo assim sua sobrevivência.

Vale salientar que a vegetação de caatinga apresenta variações espaciais, que frequentemente estão associadas aos fatores do ambiente. Assim, alguns processos tendem a acompanhar esse padrão de distribuição. Em tempos onde há um largo debate sobre as mudanças climáticas (FERREIRA *et al.*, 2016; FERREIRA *et al.*, 2017; MARENGO, 2009; SANTOS *et al.*, 2011), a variação espacial da caatinga sob a perspectiva do sequestro de carbono, no tempo e espaço, vem impulsionando uma série de pesquisas.

Um dos estudos de notoriedade desenvolvidos com esse enfoque, pode-se destacar o conduzido por Brito Morais *et al.* (2017). Os autores analisaram o sequestro de carbono em áreas de caatinga, para diferentes intervalos, entre os anos de 2011 e 2012, por meio de imagens de satélites geradas pelo sensor MODIS, produto MOD17. Os autores observaram que em áreas de caatinga preservada e de agricultura irrigada houve cerca de oito vezes mais assimilação de carbono se comparado ao final do período chuvoso. O sequestro de carbono variou entre 500 e 700 g C/m² em 2011 e de 100 a 400 g C/m² em 2012.

Um outro estudo importante foi desenvolvido por Gomes *et al.* (2016), cujo objetivo consistiu em caracterizar a resposta espectral da vegetação, em função do sequestro de carbono, como indicadora de resiliência e suscetibilidade do bioma caatinga frente às mudanças climáticas. Os autores utilizaram Índice de Área Foliar (medido em campo), medidas diretas de espectrorradiometria, temperatura do ar, do solo, da superfície da folha, umidade relativa do ar,

clorofila A, clorofila B e clorofila Total. Também foram gerados índices de vegetação, pigmentação e Assimilação líquida de Carbono (NPP). Os cenários climáticos futuros foram baseados nas projeções do modelo climático ETA. Os resultados indicaram tendência de aumento da temperatura, umidade e déficit de pressão de vapor, que favoreceu a assimilação de carbono pela vegetação.

No que se refere à assimilação de carbono por parte dos solos em áreas cobertas pela vegetação de caatinga, um estudo revisional conduzido por Marinho Junior *et al.* (2020) buscou demonstrar a capacidade que os biomas brasileiros possuem para contribuir com retirada de CO₂ da atmosfera e estocagem nos solos através da deposição de material orgânico. De maneira geral, os resultados encontrados nos estudos abordados demonstraram que a caatinga tem importante capacidade de estocar carbono no solo.

2.4 ESTIMATIVA DA BIOMASSA ARBÓREA

Segundo Santos, Camargo e Oliveira Junior (2018), o conceito de biomassa arbórea refere-se a quantidade de material vegetal presente por unidade de superfície (m²) em uma floresta. Assim, a quantidade de biomassa vegetal varia espacialmente a depender das características dos indivíduos que compõem as florestas, características físico-químicas dos solos, manejo, políticas públicas de proteção, entre outros.

A medição da biomassa vegetal se tornou um procedimento de suma importância por razões distintas, que vão desde as questões ambientais, no sentido de preservação e conservação, à própria produtividade agrícola. Na vertente ambiental, Teets *et al.* (2018) pontuam que o crescente interesse na estimativa da biomassa vegetal tem relação com o ciclo do carbono, peça chave na compreensão e desencadeamento do aquecimento global antropogênico.

O potencial de sequestro de carbono por parte da vegetação é significativo. Isso fica claro a partir do exposto por Stephens *et al.* (2007). De acordo com os autores, as florestas tropicais, que representam, aproximadamente, 33% da cobertura vegetal global, são capazes de absorver 1,4 bilhão de toneladas métricas de dióxido de carbono por ano, o que representa 56% do total assimilado em escala global, considerando todas as florestas.

Embora seja de suma importância, o monitoramento e estimativa da biomassa acima do solo não é tarefa simples, sobretudo para grandes áreas, cujo acesso é extremamente dificultoso a depender da extensão e densidade das florestas. Por outro lado, o sucesso dos programas aeroespaciais abriram novas perspectivas, por meio do lançamento de inúmeros satélites de

monitoramento (SPOT, ALOS, CBERS, ENVISAT, LANDSAT), com tecnologias cada vez mais avançadas no que se refere à análise da vegetação (NOVO, 2008).

Essa variedade de tecnologias deve-se ao aperfeiçoamento dos sensores que ocorreu ao longo de décadas. Isso foi motivado pelas novas descobertas e também pela necessidade de obter dados mais fidedignos quanto a representação das superfícies. Inicialmente, as aplicações dos produtos gerados por meio de imagens de satélites orbitais eram direcionadas, quase que exclusivamente, para fins militares e gestão territorial. Essa última, com menos aplicações se comparada a primeira. Porém, logo, a preocupação com as questões ambientais modificou esse panorama e estudos baseados nessas tecnologias passaram a ser desenvolvidos, por exemplo, voltados para análise da biomassa.

Uma das aplicações de imagens de satélite para mapeamento da biomassa foi conduzida em território estadunidense por Cooper *et al.* (2021). Os autores utilizaram imagens simuladas do Programa de Análise e Mapeamento Ambiental (ENMAP), derivadas do espectrômetro de imagem por infravermelho visível aerotransportado (AVIRIS) adquiridas no Condado de Sonoma, Califórnia, EUA, em combinação com a série temporal *Landsat* para mapear a biomassa florestal da região. Os autores concluíram que as imagens utilizadas foram capazes de mapear efetivamente a quantidade de biomassa acima do solo da floresta. Por outro lado, ressaltaram que todos os modelos do ENMAP superaram os modelos do *Landsat* em termos de precisão de estimativa.

Um outro estudo desenvolvido para a mesma finalidade, dessa vez para florestas localizadas na Austrália, com área de 7,2 milhões de hectares, foi desenvolvido por Nguyen *et al.* (2020). No referido ensaio, os autores combinaram séries temporais do *Landsat* 5, 6, 7 e 8, com dados de inventário de data única para a região. Para isso, eles desenvolveram um modelo kNN baseado em *Random Forest* (RF) para produzir mapas anuais de biomassa acima da superfície, entre os anos de 1988 e 2017. Os autores concluíram que as técnicas utilizadas, associadas, alcançaram níveis de precisão relativamente altos.

Em Moçambique, Santos *et al.* (2021) correlacionaram índices de vegetação gerados a partir de imagens do satélite *Landsat* 8, sensor OLI, com dados obtidos em campo para criar um modelo de estimativa da biomassa florestal a partir de imagens orbitais. Os autores pontuaram que a regressão linear entre o *Normalized Difference Index Vegetation* (NDVI) e a biomassa do modelo apresentou melhor resultado, com coeficiente de determinação $R^2 = 0,88$. Eles ressaltaram que a equação de regressão ajustada a partir de medição indireta da biomassa e Índice de Vegetação pela Diferença Normalizada (NDVI), possibilitou a estimativa de biomassa florestal em áreas semiáridas por sensoriamento remoto, com um erro de 36%.

Os exemplos citados sobre aplicações de imagens de satélite para estimativa da biomassa em grandes áreas demonstraram que os resultados são consistentes. Por outro lado, as estimativas ainda podem ser consideradas generalistas, quando as análises são voltadas para áreas mais específicas, de menor dimensão espacial. Nesse sentido, outras tecnologias e métodos vêm sendo incorporadas nas análises (DJOMO; CHIMI, 2017).

Entre as tecnologias bem utilizadas para estudos mais detalhados e precisos sobre a biomassa de superfície, seja de origem florestal ou agrícola, destaca-se o sistema *Light Detection And Ranging* (LiDAR). Se trata de uma das tecnologias de sensoriamento remoto ativo, baseado na utilização de um feixe de laser, que é emitido em direção ao terreno para obtenção de coordenadas tridimensionais de pontos sobre uma superfície. É uma das técnicas mais utilizadas em estudos relacionados a inventário florestal e estimativa de variáveis dendrométricas da vegetação (RODRIGUEZ *et al.*, 2010).

A utilização da tecnologia à laser LiDAR se baseia na criação de nuvem de pontos, onde cada ponto possui valores de coordenadas e informações sobre aspectos físicos do alvo. Essa nuvem resulta da interceptação dos feixes de laser pelo sensor de alta precisão que determina a altura das interceptações em relação a superfície do terreno, levando em consideração o tempo de duração entre a emissão e o retorno do pulso (ZONETE; RODRIGUEZ; PACKALÉN, 2010).

Por meio dos dados LiDAR, podem ser obtidas variáveis como, altura, densidade de plantio, diâmetro da copa, distribuição espacial das plantas, entre outras (OLIVEIRA *et al.*, 2014). As aplicações são bem diversificadas, para diferentes finalidades. Frequentemente os dados subsidiam pesquisas sobre mudanças climáticas, desertificação, recursos hídricos, planejamento territorial, gestão pública, entre outros.

2.5 VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA UMIDADE DO SOLO

A definição para solo pode variar de acordo com a área do conhecimento (ANILEY; KUMAR; KUMAR, 2018). Até mesmo nas ciências ambientais e geológicas, muitas vezes existem grandes diferenças entre o solo do geólogo, arqueólogo, engenheiro geotécnico ou um cientista do solo. Apesar da história da ciência do solo conter inúmeras definições, elas tendem a ter ao menos um critério em comum, que pode ser, a presença de, ou capacidade de sustentar, vida; o estado e posição do solo como matéria porosa não consolidada que ocupa a camada superior da terra, da superfície para a rocha mãe abaixo; e a capacidade de demonstrar um

registro físico e químico da mudança, que ocorre devido a inúmeros fatores ambientais no tempo (FELLER *et al.*, 2015).

O processo de formação natural dos solos envolve características físicas e químicas, interações com o sistema biológico e interferências antrópicas, todos esses fatores irão proporcionar a heterogeneidade dos solos e a variação das suas propriedades no espaço e no tempo (SOUZA; MONTENEGRO; MONTENEGRO, 2008). O solo é composto de matéria mineral, matéria orgânica, ar e água, esses componentes desempenham papel fundamental no crescimento das plantas (ANILEY; KUMAR; KUMAR, 2018).

A umidade do solo, além de afetar diretamente o desenvolvimento das plantas, é uma variável de estado hidrológico que afeta vários processos em escala global, regional e local. O controle da umidade do solo nas trocas de água e calor na superfície terrestre desempenham um papel importante no desenvolvimento de sistemas climáticos (BENNINGA *et al.*, 2018). Também podem interferir em processos erosivos, disponibilidade de nutrientes, além de ser um importante determinante nos padrões de alocação de biomassa (SOUTHEE; TREITZ; SCOTT, 2012).

É extremamente complexo descrever os processos ou fatores que podem influenciar na variação da umidade do solo. As mudanças sazonais e os processos estáticos e dinâmicos que ocorrem no solo, ajudam a compor a heterogeneidade e as condições ambientais diversas que influenciam das formas mais variadas na umidade do solo. Por isso há a necessidade de estudos em diferentes locais e escalas para uma maior compreensão dos fatores e processos que irão influenciar na variabilidade espaço-temporal da umidade do solo (MELO; MONTENEGRO, 2015).

Na região semiárida do Brasil os solos predominantes são os rasos, cujo a tendência é saturar no período chuvoso e ressecar rapidamente durante a estiagem na região (MENEZES, *et al.*, 2013). A dinâmica de água no solo limita o número e o tamanho das espécies vegetais perenes em zonas áridas e é afetada por fatores como, topografia, propriedades físicas do solo, cobertura vegetal, precipitação e condições meteorológicas. Na agricultura familiar de sequeiro, prática muito recorrente na região semiárida brasileira, o manejo e a conservação do solo são essenciais para a manutenção da prática e a recuperação de terras degradadas (SANTOS; MONTENEGRO; SILVA, 2011).

As técnicas utilizadas para medir ou estimar umidade do solo podem fornecer dados em pequena ou larga escala. Uma das maneiras de estimar a umidade do solo é pela diferença entre a amostra natural e o peso fixo máximo da amostra, chamado de medidas gravimétricas, esses

resultados são utilizados como referência para a umidade na medição através de sensores ou para estudos de validação.

As técnicas utilizadas atualmente para a medição ou estimativa de umidade do solo podem fornecer dados em diferentes escalas. A principal desvantagem desse método é que essas medições demandam muito tempo; os usuários precisam ir a campo para coletar amostras de solo e colocá-las no forno por um longo período. Os sensores de umidade do solo, por exemplo, são capazes de medir a umidade continuamente, usando um *data logger*, desse modo permitindo que o usuário economize tempo. Estes sensores são de grande utilidade para estudos realizados em pequena escala, porém a baixa quantidade de sensores existentes em campo acaba fornecendo uma imagem incompleta de uma grande área. (FONTANET; FERNÁNDEZ-GARCIA; FERRER, 2018).

Nesse sentido, as técnicas de Sensoriamento Remoto (SR) terrestres, aerotransportadas e espaciais fornecem informações extremamente importantes para a caracterização e monitoramento da superfície em grande escala geográfica e com mais rapidez.

A demanda por informações impulsionou o desenvolvimento e aplicação de diferentes métodos para estimativa da umidade dos solos. Entre os métodos mais empregados, destaca-se os Índices Topográficos (IT). Esses são obtidos a partir da representação topográfica de uma área por meio do modelo numérico de elevação do terreno. O referido índice permite, por exemplo, a detecção de zonas de acúmulo de umidade em bacias hidrográficas, baseado na orientação da drenagem e grau de declividade do terreno (DANIELE *et al.*, 2021).

De acordo com Kopecký, Macek e Wild (2021), dentre os índices bem utilizados para a referida finalidade, destaca-se o TWI, que é capaz de determinar a variação espacial da umidade do solo em diferentes escalas espaciais. Por outro lado, os autores destacam que existem diferentes algoritmos que podem ser utilizados para cálculo do TWI, o que pode afetar os resultados quanto a predição. Ao realizar uma série de testes, os pesquisadores concluíram que empregar o gradiente de declividade local é uma das melhores maneiras de encontrar resultados positivos para estimativa da umidade do solo.

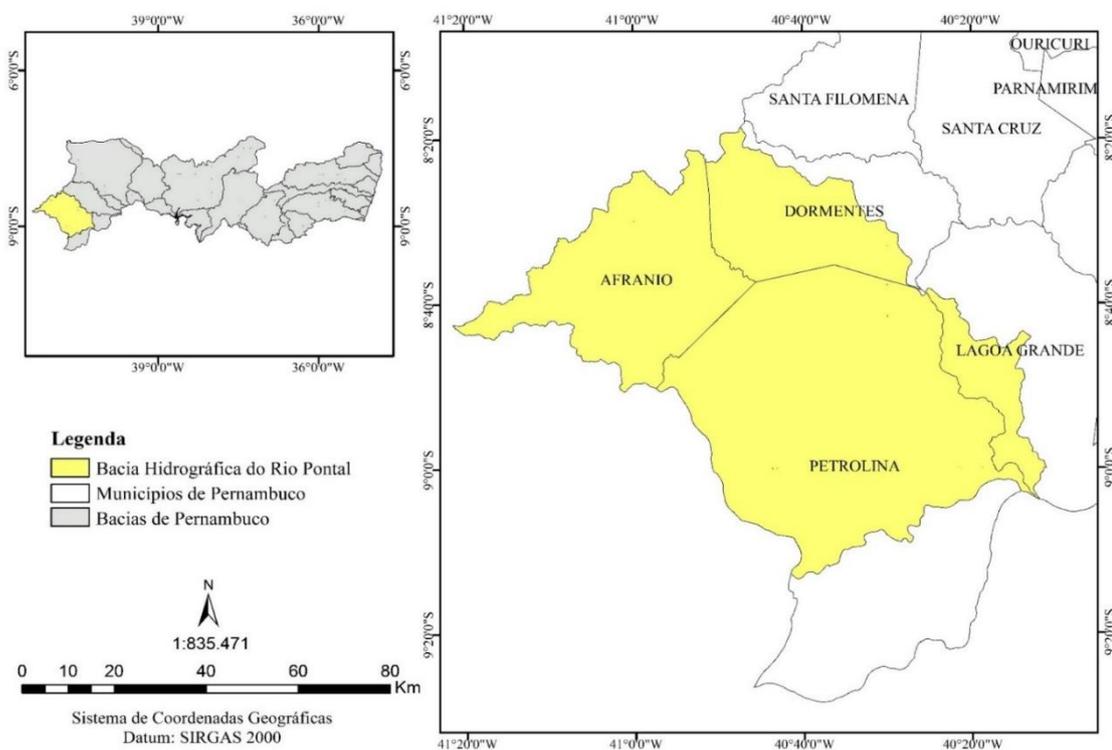
Na Europa central, Radu, Szymura e Szymura (2018) desenvolveram um ensaio para avaliar o desempenho do IT para predição da umidade do solo em relação à outros índices. Para isso, os autores utilizaram 10 algoritmos diferentes para cálculo do IT. Os resultados indicaram que o Índice Topográfico, calculado a partir de qualquer um dos métodos testados, se mostrou mais seguro e eficiente para estimativa da umidade do solo.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo corresponde a bacia hidrográfica do rio Pontal, também denominada Unidade de Planejamento Hídrico UP13 (Figura 1). Está localizada no extremo oeste do estado de Pernambuco, entre as coordenadas geográficas 08° 19' 00" e 09° 13' 24" de latitude sul, e 40° 11' 42" e 41° 20' 39" de longitude oeste. A bacia possui área de drenagem correspondente a 6.015,33 km², com direção que predomina no sentido noroeste-sudeste seguindo até sua foz, na margem esquerda do rio São Francisco. O clima predominante na região é o tropical semiárido, segundo a classificação de Köppen. A precipitação anual é bastante escassa, apresentando uma média anual de 557,7mm e concentrada entre os meses de dezembro a abril, ocorrendo sob influência de sistemas atmosféricos dinâmicos, entre os quais pode-se destacar, a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT).

Figura 1 - Localização geográfica da bacia hidrográfica do rio Pontal – PE.



Fonte: A autora (2022).

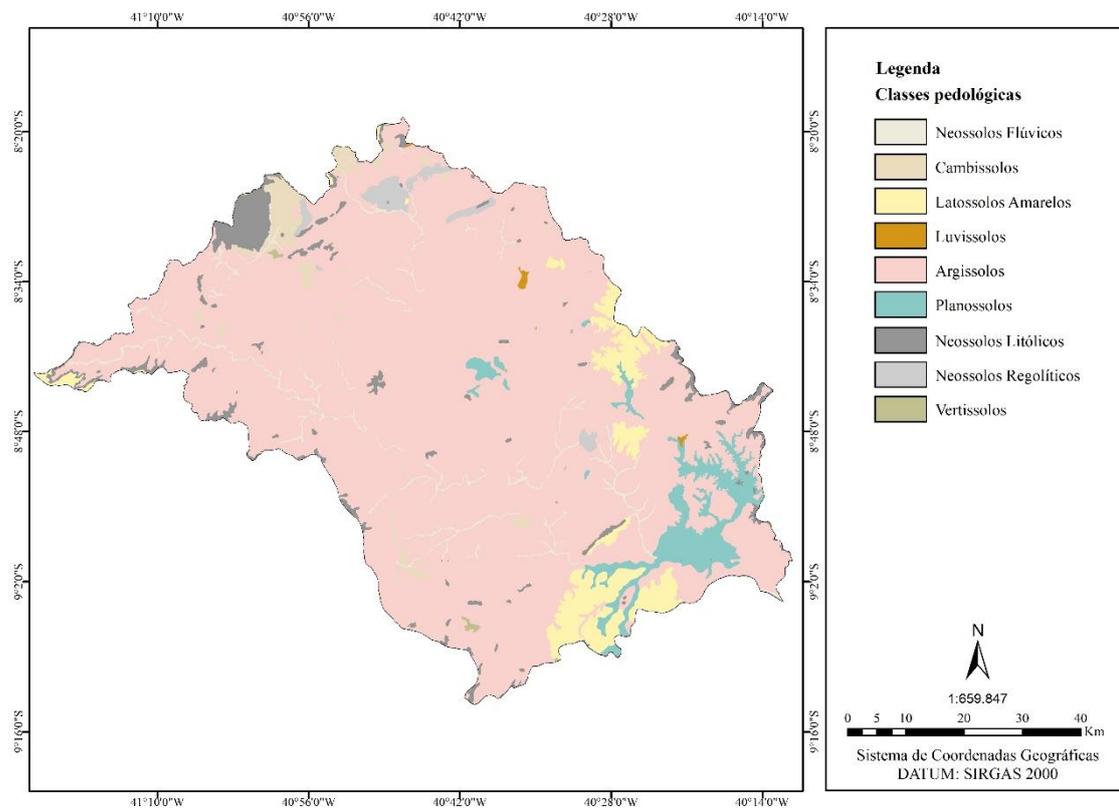
A vegetação predominante é do tipo xerófila, com a maior presença de caatinga arbustiva-arbórea. A bacia do rio Pontal é composta por quatro municípios, sendo eles, Afrânio,

em sua totalidade, Dormentes, Lagoa Grande e Petrolina, em parcialidade, correspondendo a 6,12% da área territorial do estado de Pernambuco. Os municípios pertencentes a região têm sua base econômica fortemente atrelada ao setor agrícola, o polo fruticultor de Petrolina se destaca nesse sentido, com produção voltada para exportação (APAC, 2018; SILVA *et al.*, 2016).

Em relação as tipologias dos solos presentes na bacia (Figura 2), são encontradas nove classes, Argissolos, Cambissolos, Latossolos Amarelos, Luvisolos, Neossolos Flúvicos, Neossolos Litólicos, Neossolos Regolíticos, Planossolos e Vertissolos. A classe mais representativa é o Argissolo presente em 85,2% da área, esta tipologia pode variar em relação a profundidade e drenagem, dependendo da região em que se formam, no caso de regiões semiáridas é comum serem menos profundos e possuir maior pedregosidade em seus horizontes (FERREIRA *et al.*, 2017).

Os Latossolos representam 5,1% da área, geralmente ocorrem em áreas planas do relevo e no semiárido também apresentam características de menor profundidade e presença de material rochoso nas camadas. A terceira classe que mais ocorre é a dos Planossolos com 4,2%, apresenta horizonte superficial variando de arenoso a mediamente arenoso, não é comum a utilização desse solo para agricultura, geralmente é destinado a pecuária extensiva. As outras classes não são expressivas na área da bacia e somadas correspondem a 7% do território, são solos com maior concentração de quartzo, menor capacidade de retenção da água e dessa forma mais propícios a erosão (FERREIRA *et al.*, 2017).

Figura 2 - Pedologia da bacia hidrográfica do rio Pontal – PE.

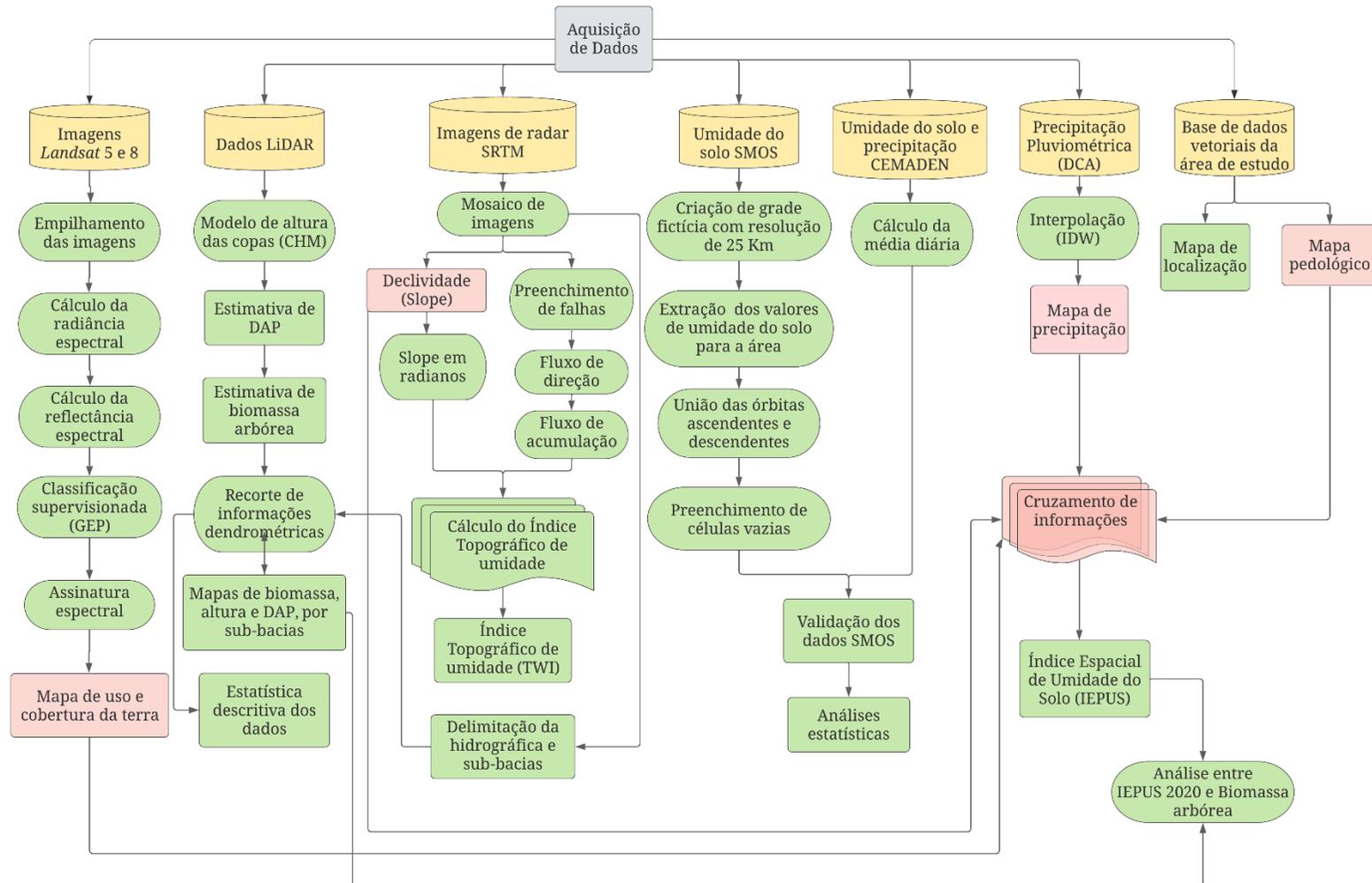


Fonte: A autora (2022). Base Cartográfica: Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco (ZAPE, 2001).

3.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Sessão correspondente aos métodos utilizados para cada um dos objetivos específicos propostos, resumido, inicialmente, na Figura 3.

Figura 3 - Fluxograma dos procedimentos metodológicos.



Fonte: A autora (2022).

3.2.1 Mapeamento espaço-temporal do uso e cobertura da terra

Para determinar as mudanças espaciais e temporais do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do rio Pontal, foram utilizadas imagens dos satélites *Landsat 5* e *8*. As cenas utilizadas do satélite *Landsat 5*, correspondem às órbitas e pontos 218/66 (02/10/1992) e 217/66 (24/08/1992). Em relação às imagens *Landsat 8* utilizadas, as duas cenas foram das órbitas e pontos 218/66 (05/11/2020) e 217/66 (08/10/2020). As imagens foram obtidas gratuitamente junto ao *site* da *U.S. Geological Survey* (USGS). Todas possuem resolução espacial de 30 metros. Em relação a resolução radiométrica, essa corresponde a 8 *bits* para as imagens *Landsat 5* e 16 *bits* para as cenas *Landsat 8*.

Após aquisição dos produtos, realizou-se empilhamento das bandas das imagens por meio da ferramenta *Layer Selection and Stacking* do programa *Erdas 9.1*, que pode ser encontrada seguindo o caminho a seguir: *Interpreter -> Utilites -> Layer Stack*. Foram adicionadas as bandas 2, 3, 4, 5, 6, 7 e a banda termal 10. Posteriormente, foram realizados os cálculos da radiância e reflectância espectral:

3.2.1.1 *Landsat 5*

A radiância espectral de cada banda ($L_{\lambda i}$) representa a energia solar refletida por cada pixel por unidade de área, de tempo, de ângulo sólido e de comprimento de onda, medida a nível do satélite *Landsat* (aproximadamente 705 km de altura), para as bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7; para a banda 6, a radiância representa a energia emitida por cada pixel e pode ser obtida pela Equação 1:

$$L_{\lambda i} = \alpha_t + \frac{b_t - \alpha_t}{255} ND \quad (1)$$

Onde: a e b são as radiâncias espectrais mínima e máxima ($\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$), detectadas pelo TM – *Landsat 5*; ND é a intensidade do pixel (número inteiro compreendido entre 0 e 255) e i corresponde às bandas do TM – *Landsat 5*.

A reflectância monocromática de cada banda ($\rho_{\lambda i}$), definida como sendo a razão entre o fluxo de radiação solar refletido e o fluxo de radiação solar incidente, foi obtida segundo a Equação 2:

$$\rho_{\lambda i} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda i}}{k_{\lambda i} \cdot \cos Z \cdot d_r} \quad (2)$$

Onde: $L_{\lambda i}$ é a radiância espectral de cada banda, $k_{\lambda i}$ é a irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera ($\text{W m}^{-2} \mu\text{m}^{-1}$), Z é o ângulo zenital solar e d_r é o quadrado da razão entre a distância média Terra-Sol (r_0) e a distância Terra-Sol (r) em dado dia do ano (Equação 3):

$$d_r = 1 + 0,033 \cos\left(\frac{DSA2\pi}{365}\right) \quad (3)$$

Onde: DSA representa o dia sequencial do ano e o argumento da função \cos está em radianos (Equação 4). O valor médio anual de d_r é igual a 1,00 e o mesmo varia de 0,97 a 1,03, aproximadamente. Quando a área de estudo tem pequena, ou mesmo, declividade nula, o cosseno do ângulo de incidência da radiação solar é simplesmente obtido a partir do ângulo de elevação do Sol – E , que se encontram no metadados da imagem, ou seja:

$$\cos z = \cos\left(\frac{\pi}{2} - E\right) = \text{sen}(E) \quad (4)$$

em que o argumento do \cos está em radiano.

3.2.1.2 Landsat 8

A reflectância que consiste no cálculo entre o fluxo de radiação solar refletido e o fluxo de radiação solar incidente, é representado pela Equação 5:

$$rb = \frac{(Add_{ref,b} + Mult_{ref,b} ND_b)}{\cos Z \cdot d_r} \quad (5)$$

Onde, Add (-0.100000) e corresponde ao fator aditivo de reescalonamento para as bandas 2, 3, 4, 5, 6, 7, disponível no arquivo metadados da imagem, assim como o $Mult$ (0,00002) que corresponde ao fator multiplicativo de reescalonamento para cada banda (2,3,4,5,6,7). ND representa os valores de número digital da imagem, Z é o ângulo zenital solar (calculado a partir

de $\theta_{SZ} = 90^\circ - \theta_{SE}$), o ângulo de elevação solar (θ_{SE}) e também pode ser encontrado no arquivo metadados da imagem. O d_r corresponde ao quadrado da razão entre a distância média Terra-Sol em dado dia do ano, e pode ser calculado por meio da Equação 6:

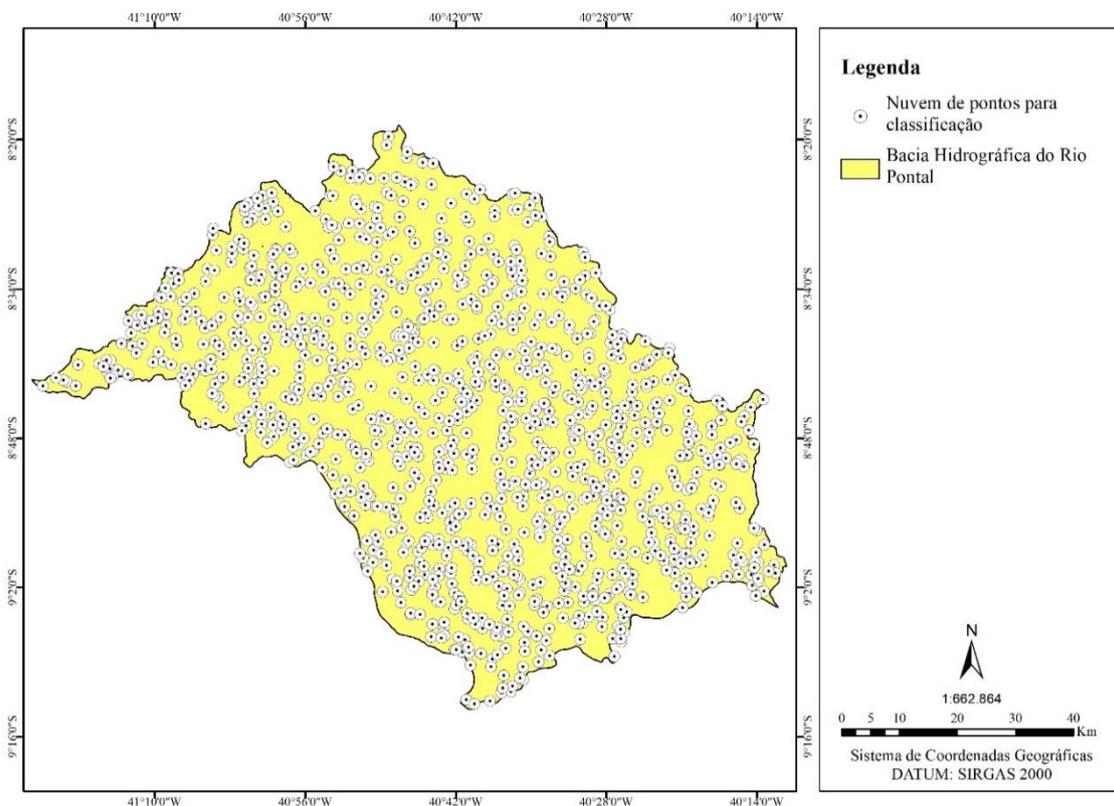
$$d_r = \left(\frac{1}{d_{TR}} \right) \quad (6)$$

3.2.1.3 Classificação supervisionada

Após processamento das imagens até a etapa de computo da refletância, foi realizado o procedimento de classificação supervisionada das imagens. A classificação foi baseada no conjunto de imagens de alta resolução espacial agregadas ao banco de dados da plataforma *Google Earth Pro* (GEP). Esse método, permite que o usuário identifique à vista desarmada as classes predominantes na superfície da área de estudo e a distribuição dessas no espaço com bom nível de detalhamento. Maiores informações sobre o método proposto podem ser encontradas no estudo desenvolvido por Fritz *et al.* (2009).

Para extrair as informações, foi gerada em ambiente SIG, um arquivo shapefile com cerca de 1.200 pontos. Posteriormente, o arquivo relacionado a esse atributo foi importado para dentro da plataforma GEP, conforme pode ser observado na Figura 4.

Figura 4 - Nuvem com 1200 pontos distribuídos sobre a bacia hidrográfica do rio Pontal.

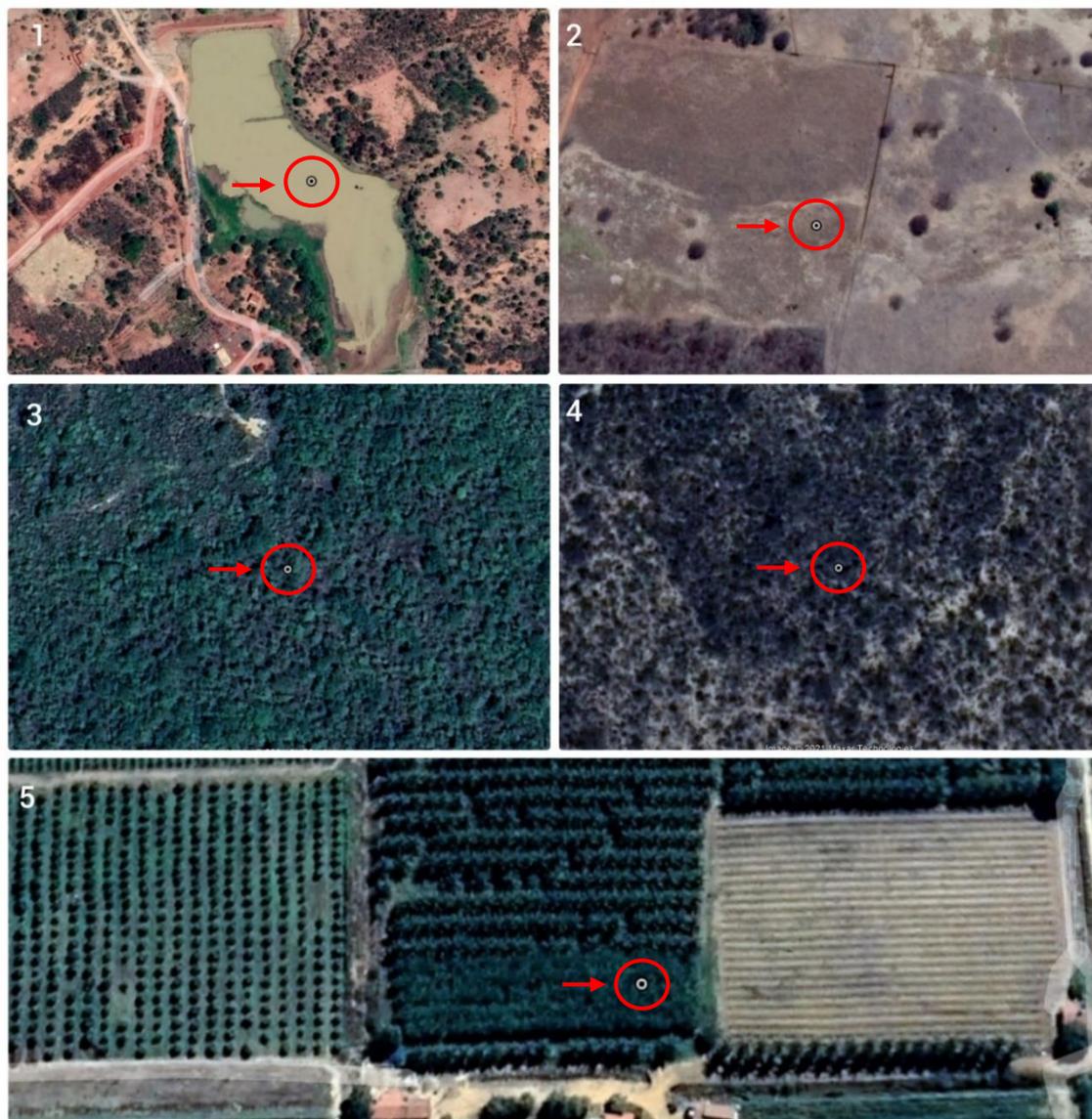


Fonte: A autora (2022).

O procedimento seguinte consistiu em ampliar cada um dos pontos (Figura 5), com auxílio da ferramenta *zoom* do GEP, o que veio a permitir a interpretação visual e posterior distinção das classes. A cada cobertura interpretada foi atribuído um valor numérico que representou a categoria de uso (1 - Água, 2 - Solos Expostos e Agropecuária, 3 - Savana Estépica Florestada, 4 - Savana Estépica Arborizada e 5 - Agricultura Irrigada).

Algumas imagens do *Google Earth* são temporalmente defasadas (distantes do ano de referência da imagem empregada para classificação) ou possuem resolução espacial com nível de detalhe que não permite a fácil distinção e interpretação dos alvos da superfície. Por essa razão, alguns pontos foram sumariamente descartados quando observado que correspondiam a uma das realidades técnicas mencionadas. Ao todo, foram excluídos 94 pontos para a nuvem classificada com base no ano da imagem *Landsat 5* e 55 pontos para a nuvem onde se utilizou como base o ano da imagem *Landsat 8* no momento da classificação.

Figura 5 - Classes de uso e cobertura da terra encontrados na área de estudo. 5.1: Corpos Hídricos; 5.2: Solos Expostos e Agropecuária; 5.3: Savana Estépica Florestada; 5.4: Savana Estépica Arborizada, 5.5: Agricultura Irrigada.



Fonte: A autora (2022).

A etapa seguinte consistiu em gerar as assinaturas espectrais das classes de uso e cobertura da terra a partir das imagens de reflectância processadas dos satélites *Landsat 5* e *8*. Cada uma dessas foi relacionada aos respectivos códigos que representaram cada uma das classes identificadas durante a etapa de classificação. O referido procedimento foi realizado com auxílio da ferramenta *Create Signature* do *ArGis*.

Por fim, as imagens foram submetidas ao processo de classificação supervisionada, que é realizado por meio do algoritmo *Maximum Likelihood*. Assim, as informações

correspondentes às assinaturas espectrais foram relacionadas com as suas respectivas imagens e o processamento foi concluído.

3.2.2 Distribuição espacial da precipitação pluviométrica na bacia do rio Pontal

Os dados de precipitação pluviométrica para a bacia hidrográfica do rio Pontal foram obtidos junto ao Departamento de Ciências Atmosféricas (DCA) da Universidade Federal de Campina Grande. São dados correspondentes à última normal climatológica para a região. O período de análise vai de 1911 à 1990, totalizando 79 anos de observações sobre o clima da região.

Foram utilizados 16 postos pluviométricos, distribuídos ao longo da área de estudo. Destes, 12 estão localizados no município de Petrolina-PE, uma vez que esse possui maior área e maior monitoramento em relação aos demais. Outras três estações encontram-se instaladas no município de Afrânio-PE, enquanto o último localiza-se na cidade de Dormentes-PE. Vale ressaltar que os municípios mencionados se encontram totalmente ou parcialmente inseridos na bacia em questão.

Para espacialização dos dados de chuva foi utilizado o método de interpolação *Inverse Distance Weighting* (IDW). Esse é um modelo espacial determinístico que é bastante utilizado por diversos pesquisadores dada a sua disponibilidade nos mais diversos SIGs. Porém, essa não é a única razão para a sua utilização, uma vez que depende também das características dos dados que se deseja extrapolar (LU; WONG, 2008).

Após inserção dos dados no software *ArcGis*, foi utilizada a ferramenta de interpolação do mesmo. Por fim, foram criados os layouts finais representativos da distribuição espacial das chuvas na região.

3.2.3 Delimitação da bacia hidrográfica do rio Pontal

Para delimitação da bacia hidrográfica do rio Pontal, utilizou-se as imagens do radar *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), com resolução espacial de 90 m. Estas, foram adquiridas gratuitamente junto à Embrapa, no endereço eletrônico <http://www.relevobr.cnpem.embrapa.br/download/pe/pe.htm>. Ao todo, foram utilizadas quatro cenas (SB-24-Y-C, SB-24-Y-D, SC-24-V-A, SC-24-V-B) que cobrem toda a região. Em seguida, foi empregada a ferramenta *Mosaic to New Raster* (MNR) do software *ArcGis*, para que as cenas fossem devidamente unidas.

Para delimitação da bacia hidrográfica do rio Pontal, assim como das sub-bacias que a integram e seus canais principais, foi utilizado o modelo hidrológico *Soil and Water Assessment Tool* (SWAT), amplamente empregado em estudos envolvendo a modelagem de bacias hidrográficas. Seguindo este procedimento, a imagem SRTM foi inserida na função *Automatic Watershed Delineation*, para que a partir das informações de localização e altitude contidas na mesma, o modelo pudesse calcular automaticamente os fluxos de direção e acumulação da água, resultando na definição dos canais de drenagem da bacia, bem como, os pontos de confluência dos rios, conforme detalhado por Ferreira (2017).

Para efeito de espacialização dos resultados e posterior análise, foram inseridos na rede de drenagem, de forma manual, 30 pontos, que passaram a ser compreendidos pelo SWAT como exutórios principais das sub-bacias, ou seja, a bacia do rio Pontal foi subdividida em 30 unidades de monitoramento, a fim de especializar os dados de modo a permitir uma melhor identificação dos processos que ocorrem na área de estudo. Para isso, após a marcação dos pontos, aplicou-se a ferramenta *Delineate Watershed* que resultou na delimitação da bacia a partir do exutório principal e das demais.

3.2.4 Aquisição de dados LiDAR

Os dados LiDAR foram obtidos gratuitamente junto à Secretaria de Desenvolvimento Econômico do estado de Pernambuco responsável pelo desenvolvimento do projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D). O projeto que realizou o recobrimento aerofotogramétrico e perfilamento a laser de todo o território do estado de Pernambuco entre os anos de 2014 e 2015, com a utilização de oito aviões equipados com emissores de raios laser e câmeras digitais de alta definição. Os dados correspondem a ortofotos digitais e diferentes formatos de Modelos Digitais de Elevação (MDE) e Modelos Digitais do Terreno (MDT) (PERNAMBUCO, 2016).

Para realização desta etapa da pesquisa e recobrimento da extensão territorial da bacia hidrográfica do rio Pontal, foram utilizados 875 arquivos dos produtos MDE na codificação ACSII, apresentados em formato *xyz*, que contém coordenadas de todos os pontos coletados pelo *laser* e intensidade de retorno do pulso *laser*, incluindo as áreas com elevações, como por exemplo, vegetação, edifícios e pontes. Os arquivos MDE *xyz*, assim como todos os produtos provenientes do PE3D, estão referenciados no Sistema de Coordenadas Projetadas UTM SIRGAS 2000 e a área de estudo está inserida no fuso 24S.

3.2.5 Processamento dos dados LiDAR para obtenção de altura das árvores

Com o intuito de reduzir o quantitativo de repetições durante o processamento dos dados, os 875 arquivos MDE em formato de texto foram agrupados utilizando linguagem de programação R no *software RStudio*. Para o agrupamento, os arquivos foram cuidadosamente selecionados, com o intuito de não ultrapassar o tamanho de cinco *gigabytes*, em consequência das limitações das especificações do *notebook* utilizado para realização do trabalho, um *notebook Dell Inspiron 15*, processador Intel Core i5, memória RAM de 8GB e HD de 1TB, o que poderia inviabilizar o processamento de arquivos com tamanhos maiores. O segundo critério utilizado no agrupamento dos arquivos foi a localização espacial aproximada, permitindo que cada agrupamento não possuísse lacunas de coordenadas das leituras, para evitar futuros erros com a utilização de *softwares* durante as etapas do processamento. A aplicação destes critérios permitiu selecionar e agrupar os dados da bacia contidos nos 875 arquivos iniciais para 196 novos arquivos MDE em formato xyzi.

Após esse procedimento os novos 196 arquivos foram importados individualmente no *software QT Modeler (Quick Terrain Modeler v. 8.0.2)*, licenciado pelo Laboratório de Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento (SERGEO) do Departamento de Ciências Geográficas da UFPE. No presente *software* foi realizado o cálculo dos valores de altura acima do nível do solo com a utilização da ferramenta *Above Ground Level (AGL)*, do menu *Analyst*. Desta forma foram obtidos os Modelos de Altura das Copas ou *Canopy Height Model (CHM)*, com valor de 2 m no campo *Grid Sampling*. Posteriormente, o CHM foi exportado no formato de arquivo *las*, muito utilizado quando se trata de informações de nuvem de pontos tridimensional (3D), esse procedimento possibilita que na sequência, os dados sejam exportados para o formato *tif*, compatível com a importação no software ENVI 5.0.

A etapa seguinte consistiu no procedimento de exclusão de possíveis valores negativos contidos no CHM. Para tanto, foi realizada a importação dos Modelos de Altura das Copas em formato *tif* no software ENVI 5.0, e na ferramenta *Band Math* do menu *Basic Tools*, onde foi aplicada a equação $b1 > 0$ a cada CHM, ao final desse processo os resultados foram exportados em formato *hdr*.

Em seguida os arquivos *hdr* foram utilizados no *software TreeVaW v1.1* para identificação das alturas das árvores, de acordo com metodologia proposta por Zhao; Popescu e Nelson (2009). O programa identifica as árvores nos CHMs por meio de uma filtragem implementada por uma janela variável, que é dimensionada de acordo com a altura de cada árvore e o diâmetro da copa, derivada de um modelo de regressão, expresso na Equação 1.

Dessa maneira, o *software* interpreta que uma árvore mais alta, possui uma copa mais ampla. Os parâmetros utilizados para ajuste da equação do modelo no *software TreeVaw* (Equação 7), foram propostos em estudo desenvolvido por Galvêncio e Popescu (2016) e aplicado por Gomes (2017).

$$CW = hgt^3 + 0,0213 \times hgt^2 + 0,0019 \times hgt + 2,19130 \quad (7)$$

Onde:

CW = largura da coroa;

hgt = altura;

0,0213 = constante B₁;

0,0019 = constante B₂;

2,19130 = constante B₃.

3.2.6 Estimativa de diâmetro à altura do peito (DAP) e biomassa arbórea acima do solo a partir de dados LiDAR

Nesta etapa, foram utilizados 196 arquivos em formato de texto resultantes de saída do *software TreeVaw* contendo a localização das árvores, altura e diâmetro das copas, para toda a área da bacia hidrográfica do Pontal. Os mesmos foram transformados em arquivos de formato *xlsx* para aplicação das equações de estimativa de Diâmetro a Altura do Peito (DAP) e Biomassa vegetal acima do solo. Com o intuito de otimizar o tempo de processamento das etapas seguintes, os dados foram agrupados para o tamanho máximo permitido pelo *software Excel*, que é de aproximadamente um milhão de linhas. Ao final deste novo agrupamento o quantitativo de arquivos foi reduzido para 60 planilhas.

Em cada planilha foi aplicada a Equação 8, proveniente de modelo de regressão ajustado para a vegetação de caatinga, que permite a obtenção da estimativa de Diâmetro à altura do Peito (DAP) das árvores, isso é realizado a partir dos valores individuais de altura, conforme metodologia desenvolvida por Gomes (2017).

$$DAP = 4,327 * A - 1,255 * A^2 + 0,17 * A^3 - 1,512 \quad (8)$$

Onde:

DAP = Diâmetro à altura do peito;

4,327 = constante B₀;

A = altura total (m);

-1,255 = constante B₁;

0,17 = constante B₂;

-1,512 = constante B₄.

Após a obtenção dos valores de DAP também foi realizada a estimativa de biomassa vegetal acima do solo com a equação alométrica desenvolvida por Sampaio e Silva (2005) (Equação 9), amplamente utilizada em estudos direcionados a vegetação de caatinga e especialmente recomendada para valores de DAP entre 3 e 30 cm.

$$\text{Biomassa (kg)} = 0,1730 \times \text{DAP}^{2,2950} \quad (9)$$

Onde:

0,1730 = constante *a*;

DAP = Diâmetro à altura do peito;

2,2950 = constante *b*.

3.2.7 Recorte das informações dendrométricas para as sub-bacias

Após as estimativas das variáveis dendrométricas da vegetação a partir dos dados LiDAR, as planilhas com os resultados foram importadas na função *Model Builder* do *software ArcGis*, a mesma permite dentre outras funcionalidades, a aplicação de sequências de ferramentas. Dessa forma, foram utilizadas as ferramentas *Make XY Event Layer* e *Feature Class To Shapefile (multiple)*, criando um fluxo para transformar as planilhas em arquivos vetoriais de ponto.

Posteriormente, foram selecionados os arquivos vetoriais com localização espacial aproximada, para que o recorte por sub-bacias pudesse ser realizado. Este procedimento foi executado com a aplicação da ferramenta *Merge* do conjunto de ferramentas *Data Management Tools*, na aba *General*. Assim, os arquivos em formato vetorial de ponto, contendo informações de localização, altura das árvores, diâmetro à altura do peito e biomassa arbórea acima do solo, foi recortado para as 30 sub-bacias delimitadas anteriormente.

3.2.8 Estatística descritiva dos dados

A fim de conhecer melhor o comportamento e distribuição dos dados, os mesmos foram submetidos a análise das estatísticas descritivas, onde foram aplicados os índices (média, mediana, moda, variância), utilizando o *software Statistical Product and Service Solutions* (SPSS).

3.2.9 Índices topográficos de umidade do solo (TWI)

Para elaboração do TWI utilizou-se imagens do radar *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), com resolução espacial de 90 m. Estas, foram adquiridas gratuitamente no endereço eletrônico <http://www.relevobr.cnpm.embrapa.br/download/pe/pe.htm>, da Embrapa. Ao todo, foram utilizadas para esse estudo quatro cenas (SB-24-Y-C, SB-24-Y-D, SC-24-V-A, SC-24-V-B) que cobrem toda a região. Em seguida, foi empregada a ferramenta Mosaic to New Raster (MNR) do *software* de Sistema de Informação Geográfica *ArcGis*, para que as cenas fossem devidamente unidas.

Posteriormente foi gerado o Índice Topográfico de Umidade ou *Topographic Wetness Index* (TWI), que conforme Silva e Barbosa (2018) é definido pelo logaritmo natural da razão entre a área de captação específica ou *Specific Catchment Area* (SCA), e a tangente do ângulo de declividade (Equação 10).

$$TWI = \ln \frac{\alpha}{tg\beta} \quad (10)$$

Onde:

TWI = Índice Topográfico de Umidade;

α = área de captação específica (SCA);

$tg\beta$ = declividade da superfície em radianos.

Para a obtenção do TWI o primeiro processo aplicado no dado MDE foi o preenchimento de possíveis falhas, utilizando a ferramenta *fill*, do conjunto *hydrology* do *ArcGis*, esse processo possibilita a correção de possíveis imperfeições no MDE, atribuindo valores de altitude a partir de pixels vizinhos. Em seguida, o cálculo de direção de fluxo de água foi realizado por meio da ferramenta *Flow Direction*, método que analisa cada célula e suas oito

células vizinhas (D8) para determinar a direção do fluxo de acordo com a declividade do terreno.

Com a direção de fluxo foi possível obter em seguida o fluxo de acumulação ou área de captação específica da bacia hidrográfica do rio Pontal, utilizando-se a ferramenta *Flow accumulation*, que atribui valores mais baixos as células da imagem com alta inclinação, enquanto áreas com baixa inclinação possuem maior suscetibilidade a apresentar valores mais altos de fluxo de acumulação.

Para o cálculo do TWI também foi utilizada a carta de declividade da área, que foi processada com a inserção do MDE na ferramenta *slope* do conjunto de ferramentas *Raster Surface* do menu *3D Analyst Tools* no *ArcGIS*. Posteriormente foi aplicado à carta de declividade a Equação 11, que transforma os valores em radianos. O cálculo foi realizado por meio da ferramenta *raster calculator*.

$$\text{Slope em radianos} = (\text{Slope} * 1.570796) / 90 \quad (11)$$

Ainda na ferramenta *raster calculator* foi realizado o cálculo para obtenção da tangente da declividade (Equação 12).

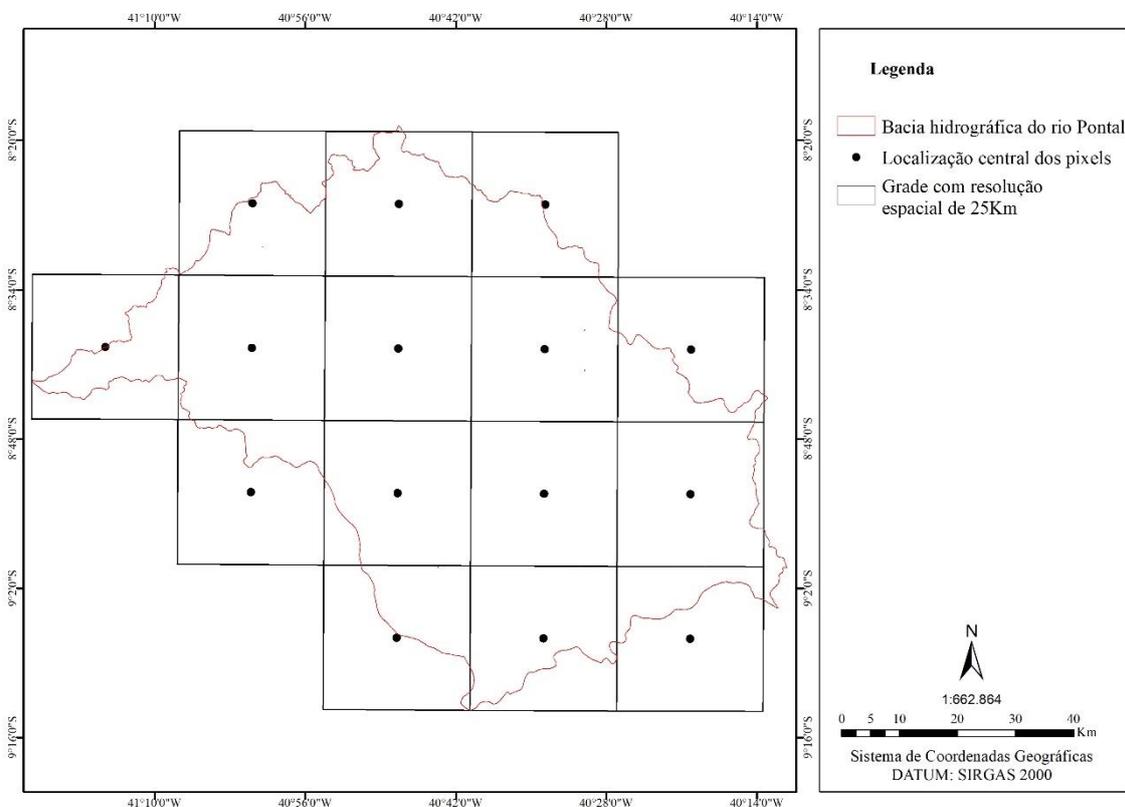
$$\text{Slope Tan} = \text{con}(\text{Slope} > 0, \tan(\text{Slope}), 0.001) \quad (12)$$

3.2.10 Variação espacial da umidade do solo com o SMOS

Os dados de umidade do solo do satélite *Soil Moisture Ocean Salinity* (SMOS) da Agência Especial Europeia (ESA), que foram adquiridos de maneira gratuita no endereço <http://bec.icm.csic.es/bec-ftp-service/>. Os dados correspondem a versão L3, v003, com resolução espacial de 25 km e resolução temporal de 1 dia. Para este trabalho foram utilizados os produtos das órbitas ascendentes e descendentes, bem como, a série temporal de 2010 a 2020.

Após a aquisição dos dados, a etapa seguinte consistiu na criação de uma grade com resolução espacial de 25 km (Figura 6), construída com base na delimitação da bacia hidrográfica do rio Pontal, isso permitiu a aquisição dos valores centrais das coordenadas de cada um dos 15 pixels de 25 km que são necessários para compreender a área total da bacia. Essa etapa foi realizada no *software Arcgis 9.3*, com a ferramenta *Feature Class* que está localizada no menu *Management Tools*.

Figura 6 - Grade fictícia com resolução espacial de 25 Km sobre a área de estudo.



Fonte: A autora (2022).

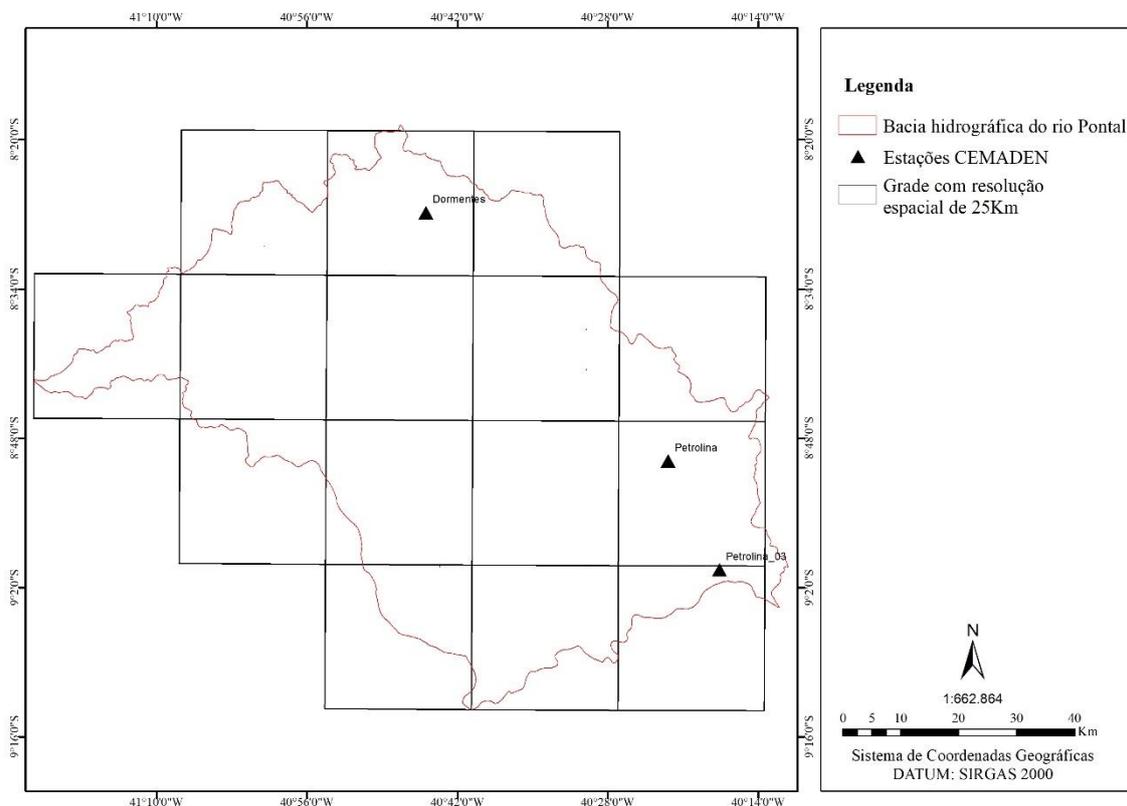
De posse das coordenadas centrais de cada pixel, foi possível realizar a extração do valor de umidade do solo para a série de 2010, ano de início do imageamento do sensor, até o ano de 2020, para isso, foi utilizado a ferramenta *extract pixel value* da Plataforma de Aplicações Sentinel (SNAP) da Agência Espacial Europeia. Em seguida, os arquivos resultantes, contendo os valores de umidade do solo para os respectivos pixels, órbitas e anos, totalizando 300 arquivos, foram convertidos para o formato *xlsx*, o que possibilitou a união dos dados das órbitas ascendentes e descendentes para o preenchimento dos dados de forma diária, resultando dessa forma em 150 arquivos. Os dias em que não foram registradas informações tiveram as células preenchidas com NAN, indicando que não existe informação para a data.

3.3.1 Validação dos dados SMOS

Com o intuito de avaliar o grau de confiabilidade dos dados de umidade do solo estimados pelo sensor SMOS, foi realizada o método de validação “pixel-estação”, proposto por Souza *et al.* (2018). Dessa forma, foram adquiridos dados de umidade do solo de campo das redes de estações do Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais (CEMADEN), que realizam medições desde o ano de 2015. Os dados adquiridos correspondem aos das três estações do modelo *Aqua* que estão inseridas na bacia hidrográfica do rio Pontal (Figura 7).

Essas estações possuem a finalidade de coletar informações de precipitação e umidade do solo em profundidades de 10 cm e 20 cm, de forma horária. As validações ocorreram relacionando os valores de umidade de cada pixel e os pontos representados pelas estações de umidade do solo CEMADEN, que foram submetidos a realização da média diária para ficarem compatíveis com o formato dos dados de satélite (diário), com exceção dos dados de precipitação, que foram somados para corresponder ao acumulado diário.

Figura 7 - Localização espacial das estações *Aqua* - CEMADEN inseridas na área de estudo.



Fonte:

A autora (2022).

A fim de avaliar o grau de concordância dos dados simulados pelo SMOS em relação aos observados em campo a partir das estações de medição, foram utilizados três métodos estatísticos. O primeiro correspondeu ao coeficiente de determinação linear, que varia de 0 a 1 e a correlação de Pearson, que indica o nível de significância estatística da mesma. Nos dois métodos em questão, os intervalos mais próximos de 1, indicam maior força da relação entre as variáveis analisadas. O terceiro refere-se ao coeficiente de Nash-Sutcliffe (Equação 13).

$$COE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (E_m - E_s)^2}{\sum_{i=1}^n (E_m - \bar{E}_s)^2} \quad (13)$$

Em que, E_m é a umidade observada, E_s a umidade simulada pelo modelo, \bar{E}_s indica a média da vazão observada para o período de simulação, enquanto n é o número de eventos.

3.2.11 Índice Espacial do Potencial de Umidade do Solo (IEPUS)

Após o levantamento e mapeamento dos atributos físicos da bacia hidrográfica do rio Pontal, esses foram subdivididos em classes, para as quais foram atribuídas notas que indicaram o grau de facilitação ou restrição para a disponibilidade de água nos solos, indicado pelo índice gerado (IEPUS). Também foram atribuídos pesos para cada um dos atributos, a fim de indicar qual variável física apresenta maior nível de influência no que se refere ao teor de umidade do solo.

Em relação às notas, essas foram estabelecidas dentro do intervalo de 1 a 5. Nesse sentido, 1 equivale a um Muito Baixo potencial para a presença de umidade do solo, enquanto o valor 5 é classificado como Muito Alto potencial (Tabela 1).

Tabela 1 - Atribuição das notas para as classes de cada atributo físico utilizados no cruzamento dos mapas e posterior mapeamento do potencial de retenção de umidade do solo na bacia hidrográfica do rio Pontal-PE.

Potencialidade	Notas	Tipos de Solos	Uso e cobertura da terra	Tipo de Relevo	Precipitação Pluviométrica
Muito Baixa	1	Argissolos Amarelos/Vermelhos-Amarelos e Regolíticos	Solos expostos + Agropecuária	Escarpado	347,6 – 568,7
Baixa	2	Cambissolos e Planossolos	Savana Estépica Arborizada	Forte Ondulado	568,8 – 672,9
Média	3	Neossolos Flúvicos e Neossolos Litólicos	X	Ondulado	X
Alta	4	Vertissolos	Savana Estépica Florestada	Suave Ondulado	X
Muito Alta	5	Latossolos Amarelos e Luvisolos	X	Plano	X

Fonte: A autora (2022).

Com base em uma nova proposta metodológica, objetivou-se desenvolver um índice capaz de representar o potencial de retenção da umidade do solo em áreas extensas, com maior nível de detalhamento. Para isso, foi proposta a Equação 14, descrita abaixo:

$$IEPUS = \frac{P+U+D+Pr}{4} \quad (14)$$

Em que: P corresponde ao atributo pedológico, U representa o uso e cobertura da terra, D refere-se à declividade e Pr corresponde a precipitação.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 USO E COBERTURA DA TERRA DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PONTAL

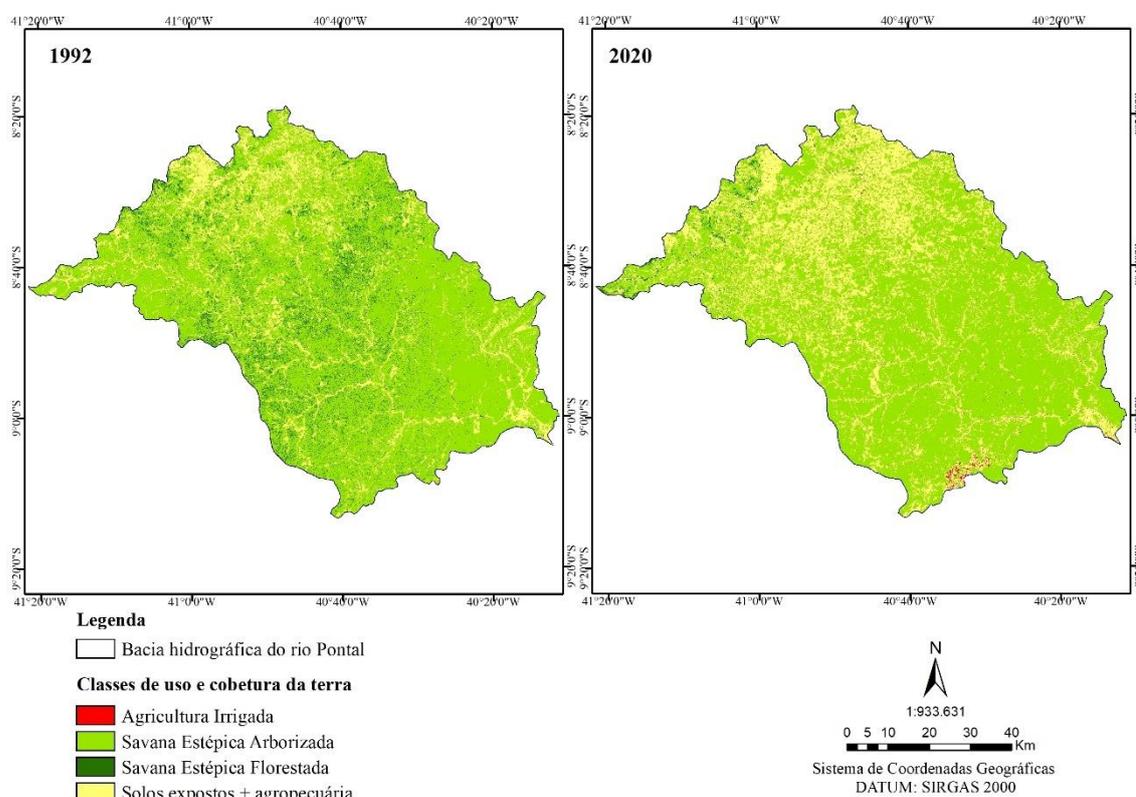
Algumas das imagens que integram o banco de dados do *Google Earth Pro* apresentaram resolução espacial inferior ou equivalente aos satélites *Landsat 5* e *8* para algumas localidades da bacia hidrográfica do rio Pontal. Verificou-se também significativa defasagem temporal para alguns pontos. Ou seja, situações em que a imagem do banco de dados apresentava mais de três anos de diferença em relação às utilizadas no presente estudo. Ao todo, 94 pontos amostrais sobrepuseram imagens que apresentaram uma das características mencionadas anteriormente, o que culminou com a exclusão desses. Desse total, 89 corresponderam ao cenário gerado a partir das imagens do satélite *Landsat 5* e os demais para o *Landsat 8*.

Quanto ao produto gerado a partir da classificação supervisionada, este pode ser observado na Figura 8. O mapeamento desse tipo de atributo para regiões de clima semiárido não é um procedimento simples, dadas as características do bioma dominante na região (caatinga). Batista *et al.* (2011) destacam que a sazonalidade da vegetação responde principalmente a variação da precipitação pluviométrica. Nesse sentido, durante o período seco, as espécies perdem a folhagem para reduzir o estresse luminoso e a consequente perda de água para a atmosfera. Esse mecanismo de defesa é vital para a sobrevivência das plantas durante os longos períodos de estiagem.

Por outro lado, a estação seca na região faz aumentar o efeito do solo sobre a resposta espectral captada pelos sensores dos satélites imageadores. Essa condição pode resultar em mapeamentos imprecisos, com áreas de solos expostos mais extensas, principalmente em ocasiões para as quais não é possível realizar um trabalho de campo. Entretanto, a partir do método utilizado para o desenvolvimento do presente estudo, não houve dificuldade para identificar as áreas vegetadas mesmo durante o período seco. As respostas espectrais para áreas sob essas condições, ainda que se aproximem do que frequentemente é encontrado em áreas de solos expostos, são significativamente diferentes para que o algoritmo utilizado possa classificá-las como área vegetada.

O método revelou-se eficiente na detecção das diferentes classes encontradas na área de estudo, assim como na variação espacial e temporal para o período analisado. Isso também foi observado em trabalhos desenvolvidos por (DESTA; FETENE, 2019; JACOBSON, *et al.*, 2015; ZAIDI *et al.*, 2017). Por outro lado, um estudo que é mais próximo da realidade físico-natural da bacia hidrográfica do rio Pontal foi o conduzido por Gomes *et al.* (2016). Ao utilizar a mesma técnica, porém com uma quantidade de pontos, proporcionalmente, inferior, os autores não só identificaram os diferentes tipos de classes de uso e cobertura da terra e a variação espacial e temporal da vegetação natural e agrícola.

Figura 8 - Mapeamento do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do rio Pontal entre 1992 e 2020.



Fonte: A autora (2022).

Quanto as classes de uso e cobertura encontradas, a mais expressiva em termos de área, corresponde à Savana Estépica Arborizada. Esse tipo de vegetação se caracteriza por apresentar baixo porte e fisionomia do tipo arbustiva. Sob determinadas condições, a depender do tipo de solo, disponibilidade de água e nível de conservação, podem apresentar florestas adensadas ou vastas áreas com extensas clareiras, onde os indivíduos apresentam espaçamento importante entre si, produzindo maior exposição dos solos. Regiões cuja predominância de espaçamento

entre as espécies vegetais é mais comum, apresentam, de modo geral, maior suscetibilidade dos solos aos agentes externos e, por essa razão, são mais vulneráveis.

Na bacia do rio Pontal, esse tipo de vegetação é bem distribuído ao longo da superfície, porém, até o ano de 1992, apresentava menor fragmentação nas regiões centro e montante da bacia. No referido ano, a área ocupada pela Savana Estépica Arborizada era de cerca de 74%, com maior concentração à jusante. Por outro lado, em 2020, a área ocupada foi reduzida para cerca de 67%, o que representou uma taxa de degradação em torno de 0,25% ao ano.

A segunda classe mais representativa refere-se aos Solos Expostos + Agropecuária. Ambas foram integradas devido à dificuldade de separação a partir de imagens orbitais. Esse procedimento só seria possível mediante um minucioso trabalho de campo. Porém, além da inviabilidade técnico-operacional, o proposto para esse estudo, atende ao objetivo central, que é identificar as áreas degradadas e as que apresentam vegetação nativa a partir de um método de classificação alternativo.

Isso posto, pôde-se comprovar que houve um intenso processo de degradação das vegetações nativas na área de estudo, visto que se identificou significativo crescimento da classe de Solos Expostos + Agropecuária, que ocupava 18% da superfície total em 1992 e passou para cerca de 31% em 2020. Ou seja, uma taxa de crescimento de 0,46% ao ano.

A última classe encontrada é a Savana Estépica Florestada. Apesar de ocupar apenas 7,7% da área de estudo, esse tipo de vegetação, foi, proporcionalmente, a mais degradada, visto que em 2020 a sua ocupação foi reduzida para 0,9%.

A remoção da cobertura vegetal produz uma série de impactos ambientais, entre os quais pode-se destacar as mudanças climáticas, desertificação, redução da disponibilidade hídrica, entre outros (FALKENMARK; WANG-ERLANDSSON; ROCKSTRÖM, 2018). Sobre a umidade do solo, a remoção da cobertura vegetal expõe os solos, o que acarreta na diminuição da infiltração da água precipitada e escoada, eleva a temperatura de superfície, o que aumenta, por conseguinte, as taxas de evaporação. Os impactos são extensos e alguns deles ainda não conhecidos.

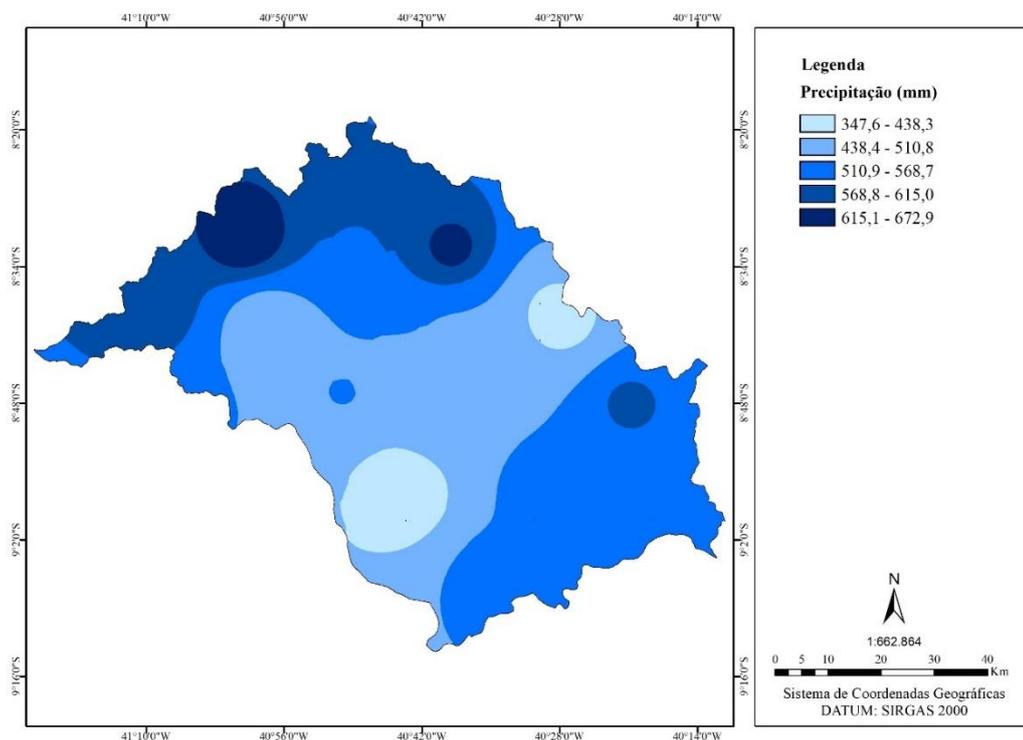
De maneira geral, verificou-se que a bacia hidrográfica do rio Pontal apresenta significativa mudança espacial e temporal no uso e cobertura. Essas mudanças estão, essencialmente, associadas a degradação das florestas naturais, expansão de fronteiras agrícolas e de áreas de pastagem.

4.2 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA PARA A BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PONTAL

A distribuição da precipitação pluviométrica para hidrográfica do rio Pontal encontra-se exposta na Figura 9. Foi possível observar que o procedimento de interpolação dos dados para produção do mapa de distribuição espacial das chuvas revelou-se consistente. Foi possível encontrar diferentes classes, que seguiram o padrão de distribuição indicado pelos postos pluviométricos. Houve a formação de “*bull’s eyes*”, ou “olhos-de-boi”, que são grandes ou pequenos círculos cujos valores não são encontrados em nenhuma outra região. Esse fenômeno, geralmente, indica a configuração de áreas de exceção.

Em relação à distribuição espacial das chuvas, foi possível observar que os maiores volumes se concentram na região à montante da bacia, com intervalores que variam entre 510 e 672,9 mm. Essa pode ser considerada a região mais úmida da bacia, enquanto a central é classificada como mais seca. As menores taxas históricas de chuvas concentram-se na região à jusante, onde se encontra o exutório principal da bacia.

Figura 9 - Distribuição espacial da precipitação pluviométrica para a bacia hidrográfica do rio Pontal, com base na normal climatológica que compreende o período entre 1911 e 1990.



Fonte: A autora (2022).

A precipitação pluviométrica no Semiárido nordestino, região a qual está integrada a bacia do rio Pontal, é marcada por sua escassez e forte variabilidade espaço-temporal. De acordo com Nóbrega e Farias (2015), as chuvas na região apresentam forte irregularidade, com longos períodos de secas prolongadas e severas. Em períodos considerados dentro da

normalidade, as precipitações ocorrem de forma concentrada, em um curto período de tempo, causando, em algumas localidades, estragos e perdas materiais.

Os fenômenos pluviométricos na região resultam da atuação de diferentes sistemas atmosféricos, com menor e maior grau de influência, ora combinados, ora isolados. Dentre os principais sistemas que atuam na região, pode-se destacar a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), El Niño e La Niña (FERREIRA; MELLO, 2005).

A sazonalidade desses sistemas é determinante para a configuração de anos considerados chuvosos ou secos. A ZCIT, por exemplo, é um sistema de escala global, considerado determinante para a ocorrência de chuvas na região Nordeste. Quando a linha de instabilidade se encontra posicionada mais ao sul em relação à linha do Equador, existe uma tendência de que as precipitações pluviométricas estejam dentro da normalidade, ou acima da média, quando combinada com eventos de La Niña. Em uma tendência contrária, o El Niño provoca ocorrência de secas, em muitas ocasiões, severas e prolongadas. Por outro lado, os efeitos do referido sistema atmosférico podem ser atenuados ou nulos em períodos em que a ZCIT se posiciona favoravelmente à ocorrência de chuvas no hemisfério Sul (FERREIRA *et al.*, 2017).

A sazonalidade dos sistemas atmosféricos anteriormente citados está diretamente relacionada com as temperaturas de superfície dos Oceanos Atlântico e Pacífico. Em relação à ZCIT, seu posicionamento depende da diferença de temperatura entre as águas dos Atlânticos Sul e Norte. Geralmente, o mais aquecido recebe a linha de instabilidade, enquanto essa se afasta do mais frio. Esse padrão termodinâmico é genericamente conhecido como “gangorra barométrica”. Quanto à ocorrência de El Niños, que podem ser classificados como fracos, moderados e fortes, quanto à magnitude do evento, esses resultam do aquecimento anômalo da superfície do Pacífico. Quando o contrário acontece, resfriamento, há uma tendência de maior umidade sobre a região Nordeste, desse modo caracterizando o fenômeno denominado La Niña (NÓBREGA; SANTIAGO, 2014).

As características climáticas destacadas indicam que há nas bacias hidrográficas do Semiárido, em especial a do rio Pontal, uma alta variabilidade espacial e temporal da umidade do solo. O baixo volume de chuvas, característico da região, assim como o elevado número de dias consecutivos secos e frequentes eventos de secas, não favorecem a configuração de áreas com elevado teor de umidade do solo. Desse modo, independentemente da distribuição das chuvas, como indicado na Figura anterior, a bacia apresenta muito baixo potencial climático para umidade do solo.

4.3 ALTURA DAS ÁRVORES ESTIMADA COM DADOS LIDAR PARA A BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PONTAL

A altura média das árvores encontradas para a área de estudo (Tabela 2) que foi de 4,01m, valor que se iguala ao encontrado por Ferraz *et al.* (2014), que ao coletar informações dendrométricas de 2.257 indivíduos em 60 parcelas com vegetação preservada e secundária de caatinga, no município de Floresta em Pernambuco, identificou que altura média das árvores na área conservada era 4,1 m, enquanto na vegetação em processo de regeneração a média de altura foi de 3,5 m.

O valor médio de altura também se assemelha a diversos estudos realizados para vegetação de caatinga em áreas do Semiárido brasileiro, tanto em estimativas de variáveis da vegetação quanto em medições diretas em campo. Entre esses, pode-se apontar a pesquisa desenvolvida por Rodal, Martins e Sampaio, (2008) para o estado de Pernambuco. O objetivo central desse estudo consistiu em avaliar os parâmetros fisionômicos em áreas de caatinga arbustiva-arbórea e arbórea, com amostragens em quatro parcelas, com 1.748 plantas. Também foram obtidos valores de altura média nas parcelas do estrato arbustivo-arbóreo (3,61 m) e arbóreo (4,96 m).

Esses resultados corroboram Alves *et al.* (2013) e Vasconcelos *et al.* (2017), quando afirmaram que a altura média das espécies está associada ao grau de preservação da área analisada, ou seja, as alturas tendem a ser mais elevadas em ambientes com vegetação de caatinga preservada, enquanto nas áreas com vegetação secundária a tendência será de indivíduos com menor porte.

Entretanto, não é o bastante a análise da fisionomia vegetal apenas pelo critério de influência antrópica, isso fica evidenciado quando analisa-se os resultados apresentados por Amorim, Sampaio e Araújo, (2005) e Santana *et al.* (2016), que ao realizarem estudos em vegetação de caatinga na Estação Ecológica do Seridó, no estado do Rio Grande do Norte, encontraram alturas médias de 3,40 m e 2,45 m e diâmetros médios das árvores de 4,0 cm e 6,80 cm, respectivamente, considerados valores baixos quando comparados a estudos anteriormente citados, e intrigantes quando se leva em consideração que a área da Estação encontra-se preservada há no mínimo 20 anos.

Dessa maneira, se faz necessário um levantamento de informações pluviométricas, relevo e solos, a fim de realizar uma análise fitossociológica adequada e ampla, uma vez que esses fatores interferem diretamente no desenvolvimento da vegetação, como destacou Santos *et al.*, (2017) ao analisarem uma área de Caatinga onde ocorria Manejo florestal sustentável, em

Desterro na Paraíba. Os autores identificaram alturas médias de 3,8 m para estimativa realizada na classe intermediária de altura, na qual estavam inseridas cerca de 64% do número total de indivíduos. Eles também constataram que a produção florestal era maior em áreas de Argissolos Vermelho-Amarelo Eutróficos.

Em pesquisas realizadas para vegetação de caatinga em áreas da Embrapa Semiárido no município de Petrolina em Pernambuco, Lima Júnior *et al.* (2014) obtiveram para caatinga hiperxerófila preservada, altura média das árvores de 4,35 m a partir de dados coletados em 20 parcelas com 93 indivíduos no total. Na mesma localidade, Gomes (2017) encontrou altura média de 3,70 m, com 359 indivíduos mensurados em campo. O valor é semelhante a estimativa realizada com dados LiDAR para áreas do município de Petrolina, que foi de 3,86 m para 353 indivíduos analisados.

Tabela 2 - Estatística descritiva dos dados altimétricos das árvores.

Amostras	ALTURA (m)			
	Média	Mediana	Moda	Variância
1	3,86	3,79	3,79	2,51
2	4,58	4,49	2,09	3,96
3	4,25	3,89	2,09	4,06
4	4,74	4,51	2,15	4,96
5	3,24	2,50	2,50	2,61
6	4,77	4,67	4,30	3,11
7	4,41	4,44	4,78	2,68
8	3,12	2,36	2,36	2,31
9	4,36	4,15	2,11	3,75
10	4,35	4,34	4,87	2,70
11	4,53	4,28	1,60	4,09
12	3,57	2,37	1,60	5,26
13	4,30	4,21	4,67	3,18
14	3,46	2,88	1,60	3,94
15	4,08	3,92	2,43	2,78
16	4,13	4,11	4,11	1,27
17	4,85	5,13	5,00	0,95
18	2,88	2,39	2,39	1,43
19	3,75	3,61	5,02	2,19
20	4,22	5,02	5,02	2,03

ALTURA (m)				
Amostras	Média	Mediana	Moda	Variância
21	3,97	4,11	4,11	1,62
22	4,05	3,79	2,55	3,05
23	3,34	2,91	2,01	2,39
24	2,69	2,01	2,01	1,68
25	3,43	3,44	3,44	0,91
26	4,84	5,84	5,84	2,60
27	3,57	3,27	2,44	2,24
28	3,21	2,94	2,46	1,67
29	3,12	3,07	3,07	1,58
30	3,40	3,07	3,07	1,82

Fonte: A autora (2022).

4.4 DIÂMETRO ARBÓREO ESTIMADO PARA A ÁREA DE ESTUDO

Os resultados de diâmetro médio arbóreo (Tabela 3), indicaram um valor de 9,24 cm para as árvores presentes na bacia do rio Pontal, valor, que no geral, não destoa muito das médias encontradas na literatura para áreas com vegetação de caatinga. A média se mostrou um pouco superior ao encontrado por que foi 6,8 cm, ao utilizar a mesma equação alométrica para estimativa de diâmetro a partir de alturas de árvores mensuradas em campo, realizando pesquisa em área de estudo que se encontra inserida na bacia do rio Pontal.

Ao analisar estudos realizados em vegetação de caatinga na região Sul do estado do Piauí, constatou-se que os autores encontraram maior concentração de indivíduos inseridos em classes diamétricas inferiores, como é o caso de Alves *et al.* (2013), Brand *et al.* (2015) e Vasconcelos *et al.* (2017) onde os indivíduos apresentaram respectivamente 9,5 cm, 15 cm e 12 cm. Valor médio semelhante foi encontrado por Souza *et al.* (2017) ao mensurar 723 indivíduos obtendo a média de 11,22 cm de diâmetro para árvores. Essa predominância de indivíduos presentes em classes diamétricas mais baixas é típico de áreas em processo de recuperação da vegetação como afirmaram Guedes *et al.* (2012), Lima e Coelho (2015) e Vasconcelos *et al.* (2017).

Tabela 3 - Estatística descritiva dos dados de diâmetro à altura do peito (cm) das árvores.

Amostras	DAP (cm)			
	Média	Mediana	Moda	Variância
1	9,30	6,12	6,12	281,44
2	13,27	8,00	3,60	273,19
3	12,10	6,34	3,60	308,12
4	15,77	8,07	3,68	475,88
5	7,75	4,12	4,12	205,47
6	13,02	8,64	7,41	194,62
7	10,72	7,84	9,06	118,67
8	6,91	3,94	3,94	94,99
9	12,01	6,98	3,63	223,26
10	10,47	7,53	9,43	109,27
11	13,32	7,35	2,89	298,13
12	10,29	3,96	2,89	207,39
13	11,01	7,15	8,64	170,72
14	8,62	4,60	2,89	139,83
15	9,71	6,41	4,03	135,35
16	8,41	6,87	6,87	88,95
17	10,41	10,61	10,61	47,57
18	5,69	3,98	3,98	53,84
19	7,91	5,75	10,09	87,94
20	9,18	10,09	10,09	113,76
21	8,21	6,87	6,87	105,35
22	10,22	6,12	4,18	232,99
23	7,33	4,64	3,50	127,48
24	5,67	3,50	3,50	114,31
25	6,12	5,44	5,44	27,10
26	12,12	14,82	14,82	104,13
27	7,79	5,16	4,04	123,63
28	6,31	4,68	4,07	64,59
29	6,18	4,86	4,86	76,18
30	6,77	4,86	4,86	53,06

Fonte: A autora (2022).

4.4 BIOMASSA ARBÓREA ACIMA DO SOLO ESTIMADA PARA A ÁREA DE ESTUDO

A biomassa arbórea estimada para a área da bacia hidrográfica do Pontal (Tabela 4) e especializada para as sub-bacias, revelou uma variação média de 11 kg (sub-bacia 24) à 469,06 kg (sub-bacia 4). As menores médias apresentadas, que estão abaixo de 20 kg, correspondem às sub-bacias localizadas à jusante, onde estão implantadas áreas de agricultura irrigada, como é o caso da sub-bacia 29 (Figura 10). A área que apresentou a menor média de biomassa (sub-bacia 24), abrange em quase sua totalidade o perímetro urbano do município de Lagoa Grande. As sub-bacias 25 e 28, também com médias de biomassa menores, estão localizadas na porção Sul.

As sub-bacias que apresentaram as maiores médias de biomassa estimada, acima de 70 kg, estão localizadas à montante, entre as quais pode-se destacar a 2, 4, 6 e 11 (Figura 10). Nessas áreas é possível encontrar fragmentos de Savana Estépica Florestada, uma vegetação que apresenta um porte mais elevado em relação à Savana Estépica Arborizada, esta última, presente na maior parte da bacia hidrográfica do rio Pontal, o que pode explicar a maior quantidade de biomassa arbórea armazenada nessas regiões.

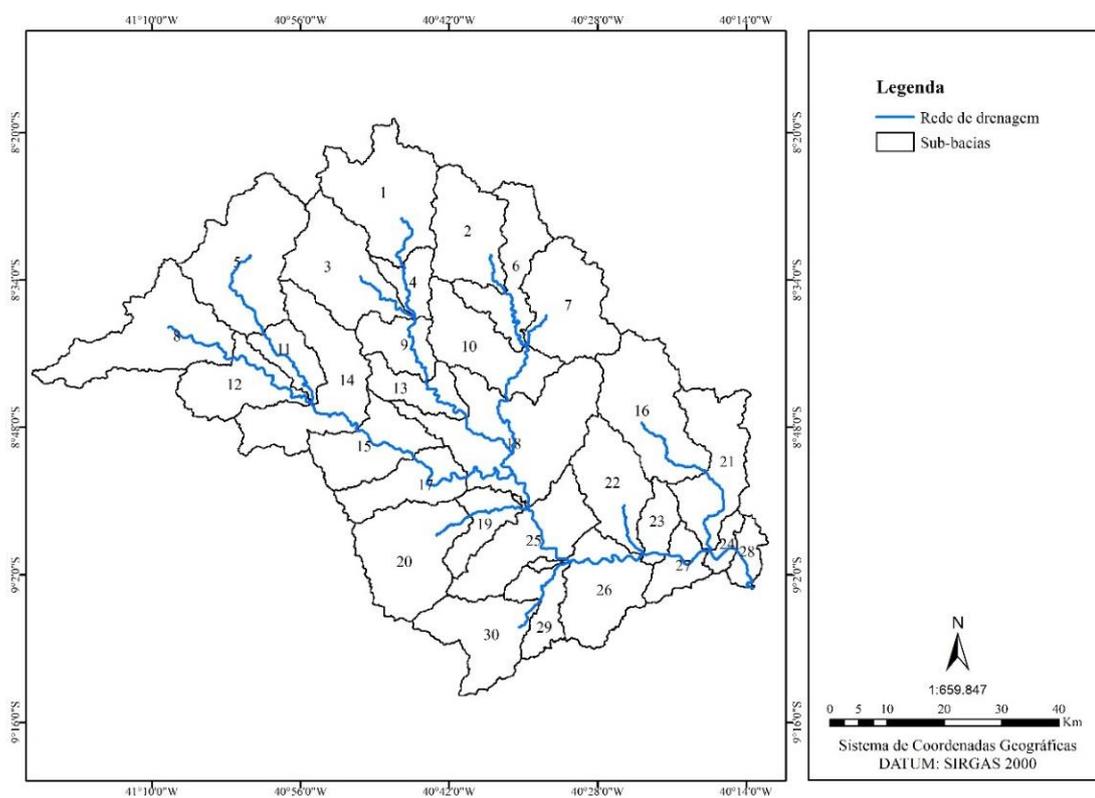
Tabela 4 - Estatística descritiva dos dados de biomassa arbórea (kg).

Amostras	BIOMASSA ARBÓREA (kg)			
	Média	Mediana	Moda	Variância
1	34,19	11,04	11,04	9888,16
2	79,68	18,27	3,27	21946,54
3	63,42	10,95	3,27	18897,92
4	46,19	7,7	3,86	13878,46
5	28,96	4,45	4,45	8859,00
6	80,05	22,55	17,13	19819,20
7	57,18	18,79	27,23	12038,57
8	27,40	4,03	4,03	7791,86
9	69,23	13,71	3,33	19432,63
10	56,19	17,13	29,83	12740,98
11	79,30	14,83	1,98	22984,78
12	61,60	3,36	1,98	19422,90
13	58,18	14,83	24,39	15045,63
14	43,45	5,45	1,98	11663,83
15	46,28	11,88	4,24	11000,82
16	28,92	14,44	14,44	5468,17
17	40,23	39,08	39,08	2605,13
18	16,08	4,12	4,12	3284,95
19	28,76	9,44	34,82	5047,34

BIOMASSA ARBÓREA (kg)				
Amostras	Média	Mediana	Moda	Variância
20	34,28	33,75	34,82	4781,62
21	27,61	14,44	14,44	4967,82
22	44,27	10,52	4,61	10961,26
23	24,15	5,78	3,06	5376,47
24	13,11	3,06	3,06	3325,80
25	15,75	8,45	8,45	2355,39
26	60,70	84,10	84,10	3818,89
27	26,44	7,33	4,27	5859,62
28	18,10	5,90	4,33	3652,90
29	18,87	6,52	6,52	4851,74
30	23,11	6,52	6,52	4653,46

Fonte: A autora (2022).

Figura 10 - Delimitação de sub-bacias da bacia hidrográfica do rio Pontal – PE.



Fonte: A autora (2022).

4.5 DECLIVIDADE E ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE UMIDADE DO SOLO (TWI)

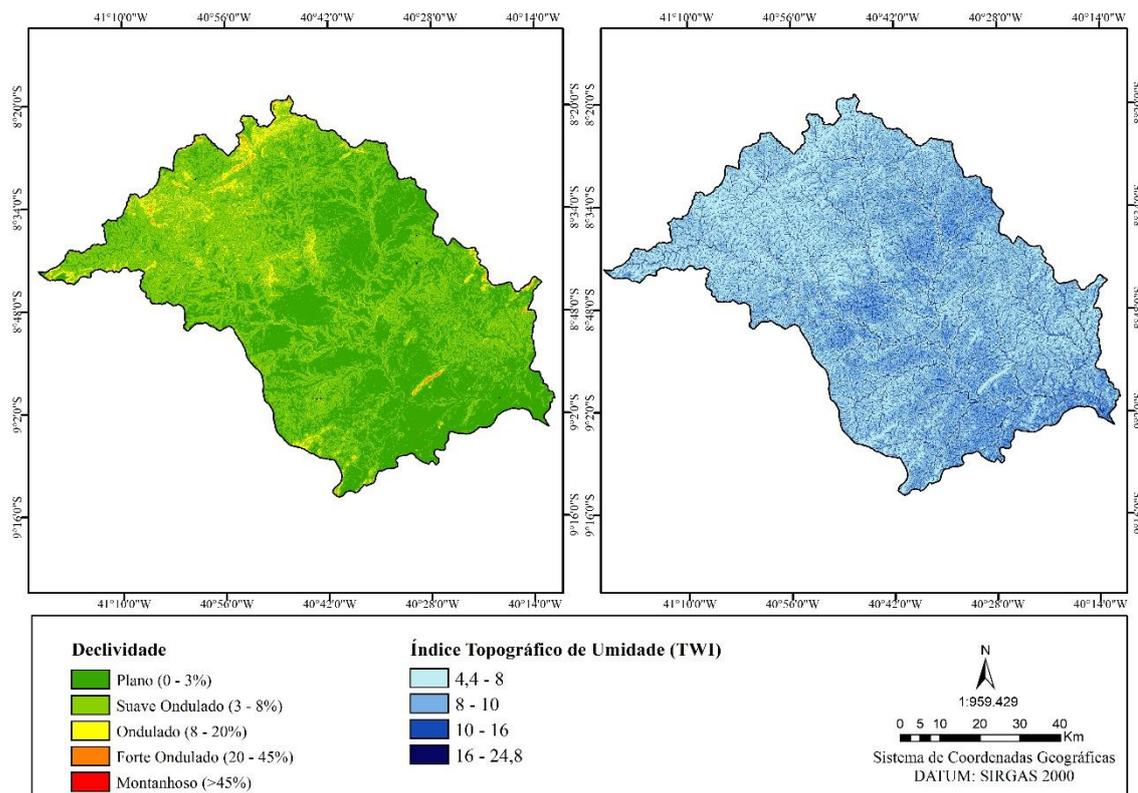
A Figura 11 corresponde à Declividade (A) e ao Índice Topográfico de Umidade (B) da bacia hidrográfica do rio Pontal. A classificação adotada para representação das unidades de relevo obedece aos critérios propostos por EMBRAPA (1979). Ao todo, foram identificadas cinco unidades de relevo, que podem ser observadas ao longo da área de estudo, com menor ou maior grau de representação.

A classe predominante corresponde ao relevo Suave Ondulado, que ocupa cerca de 53% da área da bacia. Esse pode ser observado ao longo de toda a bacia hidrográfica do rio Pontal, com distribuição praticamente homogênea. É frequentemente associado ao relevo Plano, segunda maior classe, ocupando 31,4% da área de estudo. As referidas unidades estão localizadas na unidade geoambiental conhecida como Depressão Sertaneja, que se caracteriza por apresentar áreas menos acidentadas.

A terceira classe mais representativa corresponde ao Ondulado, que ocupa 15,2% da superfície da bacia, com maior concentração na região à montante, embora possam ser observados em outras localidades da bacia, de forma menos expressiva. Estão mais próximos das áreas de encosta, para as quais são encontrados maiores valores altimétricos.

De maneira geral, o padrão de distribuição do relevo da bacia hidrográfica do rio Pontal não favorece, a partir da consideração apenas desse atributo ambiental, a ocorrência de maiores valores de escoamento superficial, o que, por conseguinte, pode favorecer a concentração de água nas partes mais planas, favorecendo a saturação dos solos, a depender de outras questões como características pedológicas e de cobertura vegetal.

Figura 11 - Declividade e Índice Topográfico de Umidade da bacia hidrográfica do rio Pontal – PE.



Fonte: A autora (2022).

Por outro lado, além das características do relevo, a análise sobre o TWI, que indica a tendência de saturação da umidade do solo em áreas de bacias hidrográficas pode oferecer um diagnóstico mais próximo da realidade, quando comparada à análise topográfica.

Pelas características topográficas apresentadas, a distribuição dos valores de umidade do solo naturalmente apresenta padrão semelhante à disposição das unidades de relevo da bacia hidrográfica do rio Pontal. As áreas classificadas como mais planas indicam maior potencial de retenção de umidade, enquanto as áreas associadas às encostas apresentam menor potencial.

Os maiores valores de umidade são observados nos principais canais de drenagem da bacia e regiões de relevo Plano e Suave Ondulado, que devido a essas características favorecem a saturação hídrica. No que se refere aos cursos de água, naturalmente, o índice confirma o que já é esperado devido à presença de água, por serem áreas mais baixas, cujo posicionamento é determinante para receber a água que escoar de várias direções, a depender da orientação da declividade. Isso atesta a boa capacidade do índice para o monitoramento da distribuição espacial da umidade.

Nota-se que fora das condições oferecidas pelo relevo plano, a maior parte da bacia hidrográfica do rio Pontal apresenta baixos valores de TWI. Isso acontece porque a referida unidade de observação, apresenta, predominantemente, valores de declividade que variam entre

3 e > 45%. Somando essas áreas, elas correspondem à cerca de 68% da superfície da região analisada.

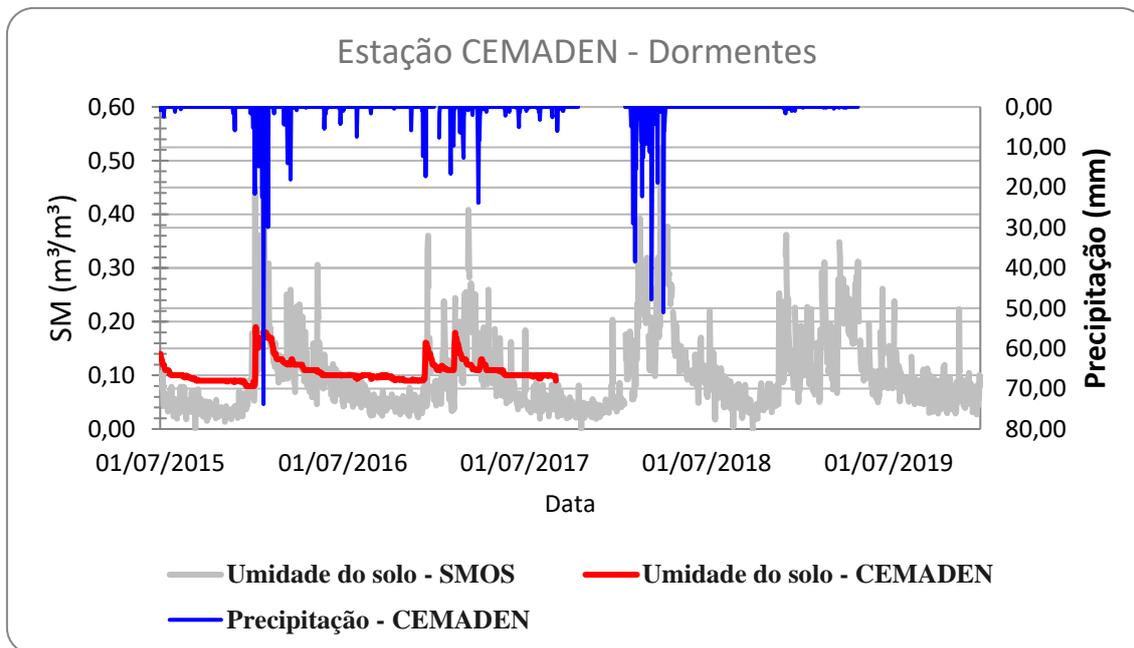
Vale ressaltar que o TWI é um índice baseado no padrão topográfico de uma dada região. Ou seja, outras variáveis importantes que influenciam na umidade do solo não são consideradas em seu método de estimativa. Assim, sua resposta tende a ser praticamente um reflexo do padrão de distribuição do relevo de uma dada bacia hidrográfica. Dessa forma, geralmente, as investigações com essa finalidade tendem a ser limitadas quando o índice é utilizado isoladamente.

4.6 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA UMIDADE DO SOLO COM SMOS

Os resultados obtidos para a determinação da umidade do solo realizada com SMOS indicou que a metodologia empregada foi capaz de detectar as variações espaço-temporais para essa variável. Para avaliar o grau de confiabilidade dos resultados, esses foram comparados com os obtidos em campo, por meio de estações do modelo *Aqua* das redes CEMADEN, que coleta dados de precipitação e umidade.

A primeira estação referência é a localizada no município de Dormentes. Os dados da análise encontram-se expostos na Figura 12 que expõe além das curvas de umidade estimada e medida pela estação CEMADEN, também exibe a variação da precipitação pluviométrica para o período de 2015 a 2019. É importante ressaltar que devido às falhas existentes na série observada e a falta de informações para o período que se estende de meados de 2017 até 2019, para efeito de validação do produto, foi considerado nas análises estatísticas apenas o intervalo entre 2015 e parte de 2017.

Figura 12 - Comparação entre o dado de umidade do solo estimado pelo SMOS com os valores observados a partir do modelo de estação *Aqua* do CEMADEN para a estação Dormentes.



Fonte: A autora (2022).

A análise indica que o dado estimado a partir do SMOS tende a apresentar um padrão de variação semelhante ao que foi medido pela estação. Porém, subestima a umidade do solo para praticamente todo o período, exceto aqueles para os quais verificaram-se valores de precipitação em torno de 20 mm.

Foi possível observar que os dados simulados pelo SMOS apresentam resposta mais forte em relação à variação das chuvas. Isso pôde ser constatado tanto a nível visual como também na análise estatística. O coeficiente de determinação linear, por exemplo, alcançou $R^2 = 0,30$ para a relação chuva/SMOS e 0,20 quando a comparação se deu entre a precipitação pluvial e o dado medido pela estação do CEMADEN.

Quanto à validação do período que compreende o intervalo entre 2015 e 2017, os resultados também se mostraram promissores, visto que se encontrou um valor de $R^2 = 0,68$. Por outro lado, esse tipo de análise estatística está mais atrelado ao padrão de variação, não necessariamente à distância entre os valores. Por essa razão, foi empregado o coeficiente de Nash–Sutcliffe (NS).

Desse modo, quando se considera o método supracitado, o NS alcançado foi -5,6. Esse é um resultado classificado como muito ruim, uma vez que para uma avaliação positiva da simulação, o valor considerado ideal fica próximo de 1. A ocorrência de valores negativos em análises de séries temporais modeladas indica que a variância do erro de estimativa é

significativamente superior ao da variância dos dados observados. Nesse caso, quando o coeficiente $\epsilon < 0$, a média observada passa a ser um preditor melhor do que o modelo empregado (NASH; SUTCLIFFE, 1970).

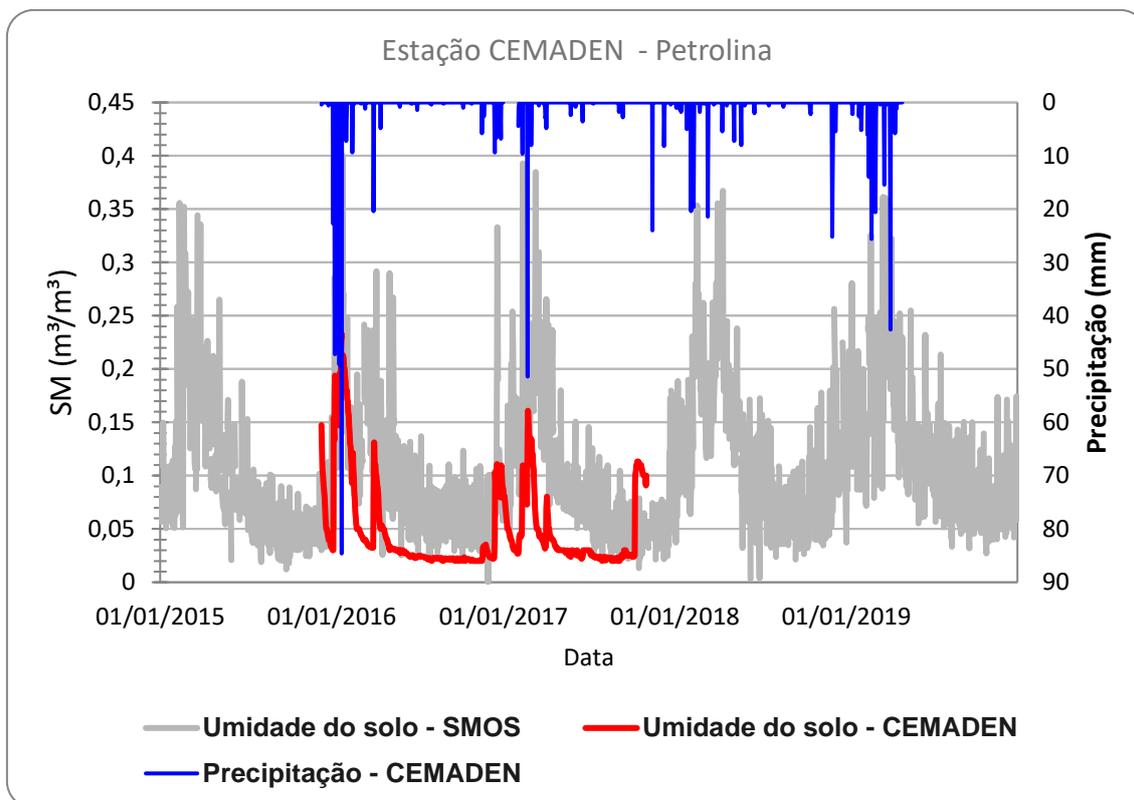
Como pontuado, uma das principais vantagens do NS é a sua capacidade de avaliar não só a correlação dos dados, mas também se a distância entre os valores é significativa. Como era esperado, o coeficiente confirmou o que era possível observar apenas na análise visual. Para se avaliar de forma mais consistente, foi empregado um terceiro método estatístico, o coeficiente de P-BIAS. Esse é capaz de indicar o quão distante os valores simulados e observados se encontram.

Para a estação de Dormentes, o valor do P-BIAS encontrado foi de 29,3%. Isso indica, que de modo geral, o SMOS subestimou o teor de umidade no solo para o período considerado na validação. Esse também é um resultado classificado como longe do ideal, uma vez que para que uma simulação seja considerada satisfatória, seu intervalo de variação não deve ultrapassar a faixa entre -25% e 25%. Quando os valores são negativos, indicam que o modelo empregado está superestimando o dado, enquanto os positivos revelam subestimativas (BHATTA *et al.*, 2020).

As demais estações empregadas para validação também apresentaram padrão semelhante ao observado para o município de Dormentes. As duas restantes, encontram-se no município de Petrolina. A variação temporal da umidade para a estação Petrolina está representada na Figura 13.

Assim como observado anteriormente, verifica-se que o SMOS consegue detectar de maneira aceitável o padrão de variação do teor de umidade do solo quando comparado ao estimado pela estação *Aqua*. Por outro lado, diferentemente do que ocorreu para a estação de Dormentes, os valores de umidade determinados pela estação se correlacionaram melhor com a precipitação, uma vez que o R^2 foi de 0,35 para esse teste e de 0,21 para o simulado pelo SMOS.

Figura 13 - Comparação entre o dado de umidade do solo estimado pelo SMOS com os valores observados a partir do modelo de estação *Aqua* do CEMADEN para a estação Petrolina.



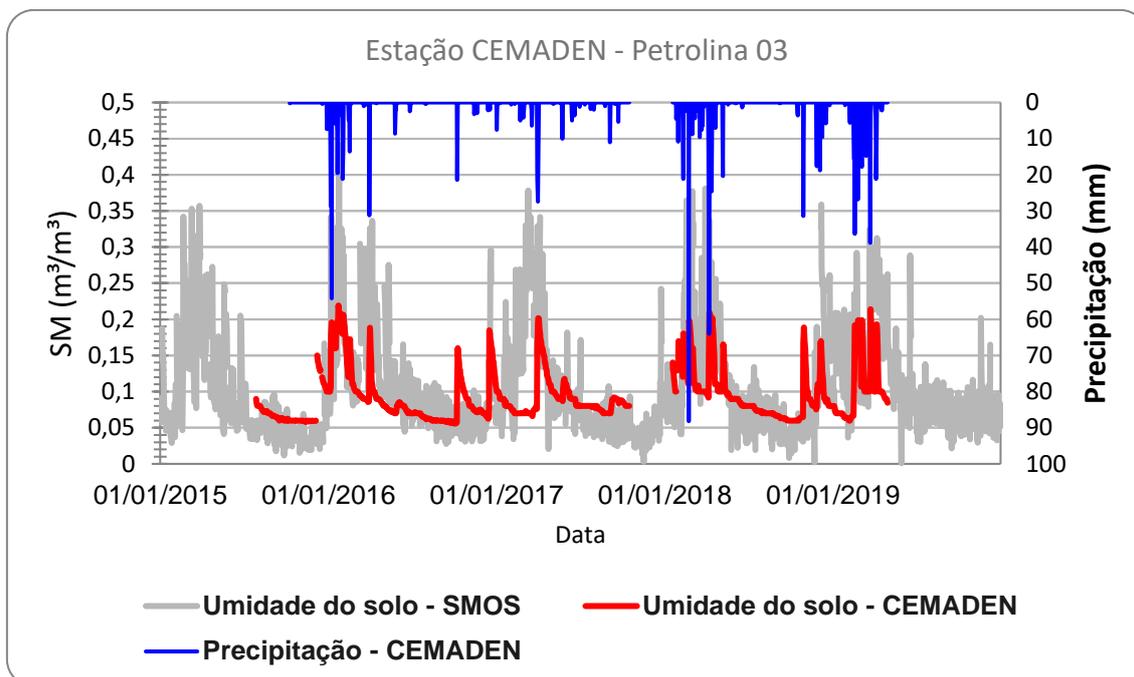
Fonte: A autora (2022).

Quanto a validação global do estimado pelo SMOS em relação ao observado pela estação referência, que compreende o final de 2015 e início de 2018, o coeficiente de determinação encontrado foi de 0,44. Esse é um resultado considerado regular, que evidencia algum tipo de relação, no caso, acerto de estimativa, mas isoladamente não é suficiente para obter-se um diagnóstico concreto.

No que se refere ao NS, o valor indicado pelo teste foi de -2,31, considerado muito distante do ideal e um indicativo de que os valores observados e simulados se encontram significativamente distantes. Por outro lado, o teste de P-BIAS apresentou um valor de --70%, ou seja, muito acima do intervalo classificado com ideal, com subestimativa, de modo geral, por parte do SMOS.

A terceira e última estação utilizada para a validação do SMOS tem seus dados representados na Figura 14. A série se estende de 2015 a 2019 e, em relação às estações anteriores, apresenta menor quantidade de falhas. Para essa análise em específico, foram utilizados dois períodos para o teste de validação, com o primeiro iniciado entre meados de 2016 e início de 2018, enquanto o segundo parte de meados de 2018 e 2019.

Figura 14 - Comparação entre o dado de umidade do solo estimado pelo SMOS com os valores observados a partir do modelo de estação *Aqua* do CEMADEN para a estação Petrolina 03.



Fonte: A autora (2022).

Os testes estatísticos aplicados para a primeira parte da série indicaram $R^2 = 0,49$, intervalo classificado como satisfatório e forte o suficiente para apontar que o SMOS foi capaz de detectar o padrão de variação do teor de umidade do solo nesse ponto, em função do tempo. Entretanto, como ocorreu para as estações anteriores, o NS ficou totalmente fora do limite ideal, visto que seu valor alcançado foi de -2.

Entretanto, chamou a atenção o valor de P-BIAS, que atingiu -3,4%. Esse intervalo está dentro do considerado tolerado e aponta que o SMOS superestimou, de maneira geral, o teor de umidade do solo no ponto de análise. É importante ressaltar que esse método é baseado na média do período, ou seja, ainda que o NS indique uma distância significativa entre os valores, a magnitude das subestimativas acaba por compensar essa discrepância.

Quanto à segunda parte da série, obteve-se $R^2 = 0,52$, o que confirma que há um padrão de variação detectado pelo SMOS, com uma distância e desvios (atrasos, adiantamento ou não detecção dos picos) significativos, conforme o baixo desempenho apontado pelo coeficiente de NS, que foi de -3,5. Entretanto, o P-BIAS apontou para um intervalo considerado bom (-7,1%).

Outro teste de correlação utilizado para avaliar a capacidade do SMOS em representar a distribuição espaço-temporal da umidade na região foi o método proposto por Pearson. Diferentemente dos testes anteriores, para esse tipo de análise é possível obter o nível de significância estatística para o teste de correlação, conforme resumo exposto na Tabela 5.

Tabela 5 - Coeficiente de Pearson e nível de significância estatística das correlações.

Estações	Correlação de Pearson	Significância estatística (99%)
Dormentes	0,56	0,00
Petrolina	0,34	0,00
Petrolina 03	0,42	0,00

Fonte: A autora (2022).

Os resultados para o teste de correlação linear de Pearson não se diferenciaram, quanto ao desempenho do sensor para estimativa, em relação aos anteriores. O maior grau de correlação foi encontrado para a estação de Dormentes, seguido de Petrolina e Petrolina 3. Os valores encontrados denotam um grau de correlação cujos scores variam entre médio (Petrolina e Petrolina 03) e alto (Dormentes).

Uma das maiores vantagens do uso do teste de Pearson corresponde à avaliação da significância estatística da correlação. Esse é um importante indicador em situações onde mais de um fator explica o fenômeno analisado, no caso do presente estudo, a umidade do solo. Esta variável resulta da combinação de diversos fatores, como características físico-química dos solos, declividade do terreno, geologia, elementos climáticos, como, precipitação, temperatura, velocidade do vento, entre outros.

Nesse sentido, ainda que os valores de correlação entre as variáveis analisadas estejam em limiares abaixo de 50%, essa correlação pode apresentar significância estatística, como foi o caso do observado a partir dos resultados encontrados para o presente estudo. Ainda que tenham sido encontrados valores abaixo ou próximos a 40%, para todas as estações analisadas, observou-se que as correlações apresentaram significância estatística ao nível de 99%.

Os resultados são coerentes quando se faz uma análise mais detalhada sobre as características técnicas e operacionais do sensor SMOS. Uma de suas questões mais marcantes refere-se à resolução espacial do mesmo, que é de 25 km. Esse tipo de generalização deixa escapar uma série de fenômenos e processos no que diz respeito à estimativa. Um bom exemplo, refere-se à precipitação pluviométrica, importante variável para esse tipo de análise.

De acordo com Ferreira *et al.* (2017) e Nóbrega e Santiago (2016), as regiões que integram o Semiárido Nordeste apresentam, naturalmente, alta variabilidade espacial e temporal da precipitação pluviométrica, com anos que podem apresentar longos períodos de estiagem em dadas localidades e chuvas bem concentradas, tanto em escala temporal, quanto espacial, para outras.

Essas características ambientais, muitas vezes, não são captadas por sensores de baixa resolução espacial, e acabam por interferir nos resultados encontrados, principalmente, no que diz respeito às estimativas de modelos preditores. Esse problema é mais impactante em áreas de menor dimensão espacial, como é o caso da bacia hidrográfica do rio Pontal.

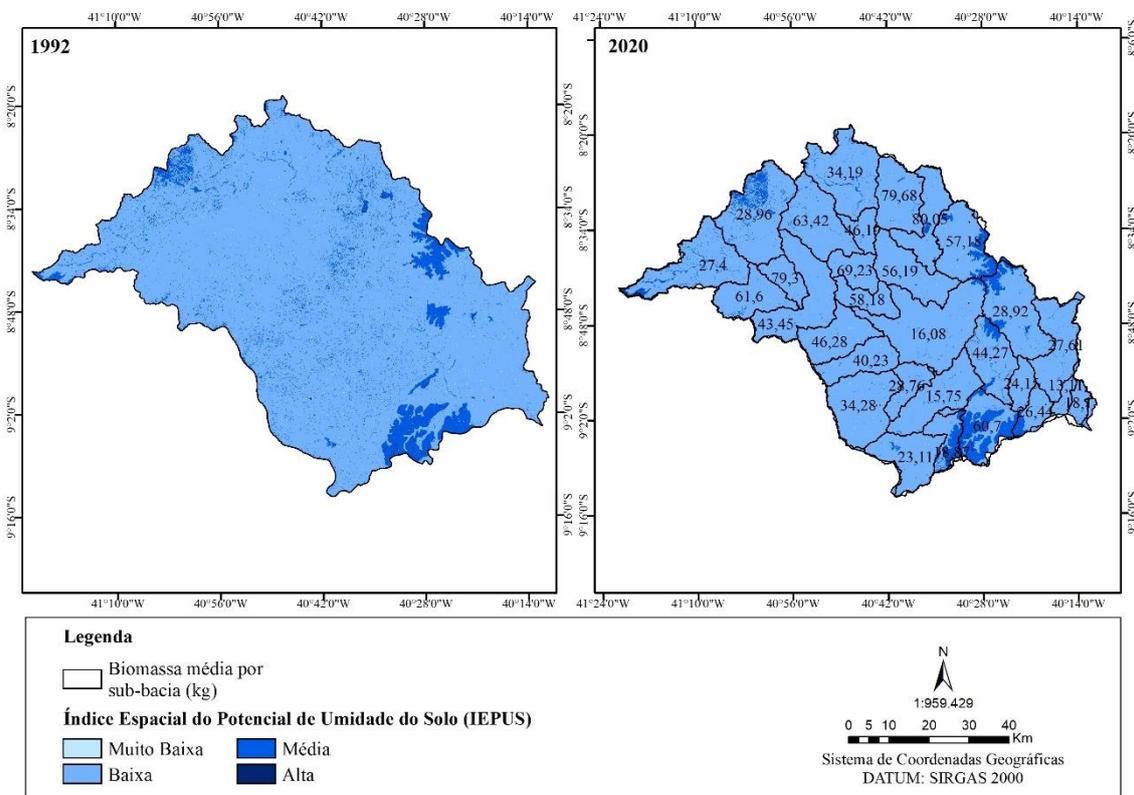
De maneira geral, a dificuldade do SMOS para representar melhor a distribuição temporal do teor de umidade do solo da bacia hidrográfica do rio Pontal se relaciona com diferentes aspectos técnicos. O de maior relevância corresponde a própria escala espacial do sensor de obtenção de informações. A menor resolução espacial disponível gratuitamente para esse produto, corresponde à 25 km. Essa escala, que pode ser considerada generalista, principalmente quando se considera o tamanho da bacia hidrográfica do rio Pontal, que é de um pouco mais de 6.000 km². Dos 15 pixels utilizados para abranger toda a superfície da bacia, apenas dois encontram-se totalmente inseridas na unidade.

4.7 ÍNDICE ESPACIAL DO POTENCIAL DE UMIDADE DO SOLO

Os métodos para estimativa da umidade dos solos em grandes áreas esbarram na dificuldade de obtenção de dados em larga escala. Desse modo, a utilização de mais recursos, combinados, nesse sentido, pode ser uma alternativa para atendimento das mais variadas demandas. É dentro dessa perspectiva que se propôs, no presente estudo, desenvolver um índice para avaliação do potencial de retenção de água do solo em uma região de clima semiárido.

A proposta da presente tese consistiu em desenvolver um índice que indica o potencial de retenção de umidade do solo a partir de diferentes atributos, considerados de maior importância na avaliação em grandes escalas geográficas. Nesse sentido, foi desenvolvido o Índice Espacial do Potencial de Umidade do solo. Esse, encontra-se exposto na Figura 15.

Figura 15 - Índice Espacial do Potencial de Umidade do Solo para a bacia hidrográfica do rio Pontal, para os anos de 1992 e 2022.



Fonte: A autora (2022).

Um dos atributos ambientais de significativa importância para a configuração de zonas úmidas diz respeito à presença da vegetação. Essa é de fundamental importância para a proteção dos solos em relação ao aquecimento, que potencializa a perda de água por evaporação, assim como a facilitação da infiltração da água. Por essa razão, o índice foi aplicado para dois anos distintos, com intervalo de 28 anos.

Esse procedimento foi realizado a fim de analisar a sensibilidade do IEPUS para constatar possíveis mudanças no potencial de retenção de umidade do solo a partir da modificação de uma ou mais variáveis ambientais. No caso em questão, utilizou-se o uso e cobertura da terra, único atributo ambiental, entre os escolhidos, que pode ser modificado rapidamente, ao contrário dos demais, cujas alterações se dão em escala geológica.

Inicialmente, verificou-se a ocorrência de quatro classes, variando de Muito Baixo a Alto potencial de retenção de umidade. Foi possível observar a predominância do Baixo Potencial para a ocorrência de áreas úmidas. Essa classe ocupava 90% da área de estudo em 1992, passando para 92,8% em 2020. Essa ampliação se deveu, principalmente, à ampliação das áreas de caatinga desmatadas, convertidas para regiões de solo exposto e agricultura de sequeiro.

Por outro lado, foi possível constatar que a distribuição da biomassa arbórea não foi um fator determinante para a configuração de áreas mais úmidas. Ainda que o índice apresente sensibilidade para detecção das alterações no teor de água no solo, não se observou relação direta entre os dois atributos.

As maiores perdas se deram para as áreas de Médio potencial de retenção, que ocupavam 9,5% da área de estudo em 1992, passando para 6,8% em 2020. As localidades de Alto potencial de retenção de água por parte dos solos não apresentaram representatividade estatisticamente significativa, tampouco sua variação entre os dois anos analisados.

A predominância das áreas de Baixo e Muito Baixo potencial era esperada e é condizente com a realidade físico-natural da região. A bacia hidrográfica do rio Pontal apresenta clima predominantemente semiárido. Isso produz uma série implicações sobre os demais atributos físicos que ajudam a explicar o padrão observado.

Em relação aos solos, por exemplo, o clima da região, favorece a predominância de solos menos desenvolvidos do ponto de vista geológicos. De acordo com Paiva *et al.* (2021), a região onde está localizada a Depressão Sertaneja, unidade geoambiental que ocupa maior parte da região Nordeste, os solos encontrados na área são rasos e pedregosos. Essa e outras características físicas ajudam a explicar o menor potencial de retenção de umidade do solo nessas áreas. Soma-se a isso as baixas taxas de precipitação pluviométrica, que são observadas para a maior parte da bacia.

Quanto ao papel da vegetação na configuração de zonas úmidas ou secas, é consenso dentro da comunidade científica, como pontuado anteriormente, que essa variável é considerada de maior peso. Áreas vegetadas, geralmente, recebem valor máximo de favorecimento à retenção da umidade do solo. Porém, a caatinga apresenta peculiaridades que reduzem esse efeito.

A Savana Estépica Arborizada, por exemplo, apresenta indivíduos de baixo porte e espaçamento entre si. Outro ponto importante é que durante o período seco a vegetação libera a sua folhagem para diminuição da perda de água por evapotranspiração. Isso favorece a maior exposição do solo, contribuindo para o seu aquecimento e perda de água por evaporação, o que reduz o teor de água nas camadas superficiais e sub-superficiais dos solos.

Ainda que o relevo predominantemente plano da região venha a favorecer a retenção de água no solo, como observado no índice gerado anteriormente, o TWI, o peso de outras variáveis ambientais minimiza sua importância nas estimativas, fazendo surgir um resultado bem diferente do que o encontrado. Vale ressaltar que o TWI é um índice topográfico, ou seja, calculado a partir do padrão de distribuição das unidades de relevo.

Os resultados encontrados demonstraram a importância da utilização de uma metodologia que considere os mais diferentes aspectos atuantes nas questões associadas à umidade do solo. Um dos métodos de análise que mais se aproximaram do proposto a partir desse estudo foi o conduzido por Gharechelou *et al.* (2016). Os autores chegaram a utilizar atributos como solo, geologia, chuva, cobertura da terra para identificação da distribuição da umidade do solo. Nesse sentido, pontos foram inseridos e retirados do mapa gerado, enquanto testes de interpolação eram realizados. Os pesquisadores destacaram que apesar de promissores, os resultados ainda precisavam ser melhor analisados para compreensão e aumento da precisão.

No presente estudo, comparações realizadas entre os resultados gerados pelo índice TWI, que indica o potencial, juntamente com o SMOS e, por fim com o IEPUS, indicaram semelhança na identificação de áreas possivelmente mais úmidas e menos úmidas. Porém, na análise como um todo, os três índices indicaram baixo potencial de retenção de água no solo para áreas semelhantes. Por outro lado, ao se levar em consideração as limitações do TWI para a identificação dessas áreas, assim como a baixa resolução espacial oferecida pelo SMOS, acredita-se que o IEPUS pode ser utilizado com maior segurança para um diagnóstico inicial sobre a umidade do solo.

Vale ressaltar que uma das maiores vantagens do IEPUS diz respeito à sua capacidade de identificar os impactos que as mudanças ambientais podem causar sobre a distribuição da umidade dos solos. Alterações no uso e cobertura da terra, assim como as mudanças climáticas, temas amplamente discutidos por parte da comunidade científica, podem ser consideradas nas análises. O IEPUS pode ser empregado na construção de cenários hipotéticos de distribuição espacial da umidade do solo, servindo como referência para eventuais políticas públicas.

5 CONCLUSÕES

A delimitação dos objetivos geral e específicos, assim como a formulação das questões norteadoras, foram fundamentais para a confirmação da consistência dos resultados alcançados por meio da presente tese. Por outro lado, constatou-se que foram observados importantes desafios no campo da pesquisa e processamento, devido, principalmente, à escassez de dados e referencial teórico que oferecesse maior lastro na sustentação de alguns procedimentos. Porém, é importante ressaltar que uma das contribuições deste estudo vai no sentido de oferecer novas informações e preencher lacunas sobre a temática.

O primeiro objetivo específico, proposto e alcançado, foi o de determinar as mudanças espaciais e temporais do uso e cobertura da terra para a bacia hidrográfica do rio Pontal. Esse é um dos atributos considerados de grande importância para o mapeamento do potencial de umidade do solo. Os resultados evidenciaram que as técnicas empregadas para o mapeamento do uso e cobertura da bacia hidrográfica do rio Pontal se mostraram consistentes no sentido de representar a variação espacial e temporal da vegetação na referida unidade. Ao todo, foram identificadas quatro classes de uso e cobertura da terra, com áreas de ocupação que variaram entre 0,9% e 74%. Ou seja, o método foi capaz de identificar as mudanças espaço-temporais, independentemente da escala geográfica da classe de uso e cobertura.

Constatou-se que a área de estudo se encontra em avançado processo de degradação de sua vegetação nativa. Isso se deve principalmente à expansão das áreas de agricultura e pecuária, principal modelo de desenvolvimento socioeconômico observado na região. Por outro lado, é importante destacar também que os perímetros irrigados também possuem sua contribuição para o desmatamento observado, porém, em escala mais restrita quando comparado às demais. Vale ressaltar que o Semiárido é uma região marcada pela escassez hídrica e enfrenta problemas associados à desertificação e mudanças climáticas. Nesse sentido, a remoção da cobertura vegetal figura como um agravante para essas questões.

O processo de degradação da cobertura vegetal tem impacto direto sobre a distribuição da umidade do solo. Nesse sentido, os resultados indicaram que as práticas de desmatamento representam a diminuição, no tempo e espaço, da umidade do solo em diversos pontos da bacia hidrográfica do rio Pontal.

No que corresponde a precipitação pluviométrica da região, as técnicas de espacialização do referido fenômeno se mostraram eficientes, evidenciando a variação espacial do quantitativo de chuvas na bacia. Foi possível constatar que há na região predominância de

baixos índices pluviométricos. A região à montante da bacia pode ser considerada mais úmida. Ainda assim, não ultrapassa os 700 mm por ano.

Quanto ao segundo objetivo específico, que consistiu na estimativa da biomassa arbórea por meio do sensor LiDAR, os resultados encontrados também podem ser considerados consistentes. Os mesmos corroboram informações encontradas na literatura por autores que desenvolveram pesquisas a partir de medições diretas ou estimativas de informações da vegetação.

Os valores de biomassa arbórea apresentados e especializados por sub-bacias estão em conformidade com o que foi encontrado a partir dos resultados para o uso e cobertura da terra, apresentados na presente tese. Isso fica claro quando se constata que na porção norte da bacia encontram-se indivíduos da vegetação de caatinga com porte mais elevado, o que indica maior capacidade de armazenamento de biomassa em sua estrutura, pela vegetação dessa área.

Quanto a biomassa presente à jusante da bacia hidrográfica do rio Pontal, essa área apresentou valores médios menores. Essas encontram-se em maior estado de degradação, com implantação de áreas de agropecuária, agricultura irrigada e centros urbanos mais desenvolvidos, em função da maior ocupação humana devido à proximidade com o Rio São Francisco.

Em relação ao índice TWI, que corresponde ao terceiro objetivo específico, esse indicou que a bacia hidrográfica do rio Pontal, de modo geral, apresenta predominância das áreas com baixo e médio potencial de retenção de umidade. Esse representa um limitante natural para disponibilidade de água no solo, tanto para a vegetação nativa quanto para o desenvolvimento da agricultura dependente da chuva. Por outro lado, a utilização de um único atributo ambiental não é suficiente para um diagnóstico mais próximo da realidade.

Isso é ainda mais notório quando se considera não só as numerosas variáveis empregadas no mapeamento da umidade do solo, mas também pelas peculiaridades ambientais inerentes à bacia hidrográfica do rio Pontal, cujas características físico-naturais resultam, principalmente, do seu clima semiárido. Ou seja, ainda que a topografia possa oferecer um panorama importante sobre a distribuição da umidade do solo, não foi possível, a partir da análise isolada do referido índice, determinar, com certa segurança, as áreas que apresentam maior potencial de umidade do solo.

No que se refere ao desempenho do SMOS, os produtos gerados revelaram-se importantes para o monitoramento contínuo de áreas extensas, no sentido de representar, espaço-temporalmente, o teor de umidade do solo para a região. Os resultados obtidos a partir da validação podem ser considerados promissores, embora verifique-se que existem algumas

limitações. A principal, recai sobre a escala espacial do sensor utilizado, que é de 25 km. Esse tamanho de pixel generaliza significativamente as informações de umidade de solo, que quando comparadas com os dados da estação, que são influenciadas por ambientes mais restritos, acaba por causar significativa discrepância entre os dados.

Por outro lado, os resultados indicam que as informações podem ser utilizadas como referência, principalmente quando relacionadas com outras estruturas de dados como o TWI, quantidade de biomassa, mapas de uso e cobertura da terra, entre outros. Ou seja, é uma referência que, apesar das limitações, pode ser utilizada nos planos de monitoramento e gestão de bacias hidrográficas, sobretudo aquelas com maior dimensão espacial.

A utilização dos produtos do SMOS depende do tipo de aplicação que será realizada, assim como a restrição à métodos mais eficientes. A sua principal vantagem corresponde ao monitoramento em escala diária, o que é um fator imprescindível para o desenvolvimento de práticas agrícolas. Entretanto, para áreas menores os resultados ficam comprometidos. Além disso, o complexo funcionamento ecossistêmico observado nas regiões de clima semiárido tende a limitar as estimativas, já que os efeitos das mudanças na dinâmica da vegetação, por exemplo, muitas vezes não são detectados devido ao tempo de resposta.

Quanto ao IEPUS, os resultados se mostraram consistentes e alinhados com a realidade físico-natural da bacia hidrográfica do rio Pontal. O índice foi capaz de detectar diferentes níveis de potencial de retenção de água por parte dos solos. De maneira geral, pôde-se identificar as áreas com maior e menor potencial para retenção de água nos solos, embora tenha sido possível detectar que em cerca de 90% da área de estudo haja a predominância das áreas de baixo potencial.

O índice também se revelou sensível para a detecção dos efeitos das mudanças ambientais sobre a umidade do solo. Foi possível observar que a degradação da cobertura vegetal é um importante fator para a redução do potencial de retenção de água no solo. Isso permite evidenciar que esse foi capaz não só de mapear as áreas úmidas e secas, mas também possíveis alterações ambientais. Isso responde positivamente as questões norteadoras, uma vez que o índice desenvolvido produziu resultados compatíveis com o proposto no presente estudo.

Por fim, conclui-se que no presente estudo foi possível trazer novas contribuições no campo metodológico e para a gestão de bacias hidrográficas inseridas no semiárido pernambucano. A escassez de estudos direcionados a investigação sobre a umidade dos solos é ainda uma importante limitação nessa direção. Por outro lado, a presente tese trouxe avanços no campo metodológico, para o desenvolvimento correto de práticas agrícolas e desenvolvimento sustentável.

REFERÊNCIAS

- ALLAM, M.; BAKR, N.; ELBABLY, W. Multi-temporal assessment of land use/land cover change in arid region based on landsat satellite imagery: Case study in Fayoum Region, Egypt. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 14, n. 2, p. 8–19, 2019.
- ALVES, A. R. *et al.* Análise da estrutura vegetacional em uma área de caatinga no município de Bom Jesus, Piauí. **Revista Caatinga**, v. 26, n. 4, p. 99–106, 2013.
- AMORIM, I. L. DE; SAMPAIO, E. V. S. B.; ARAÚJO, E. D. L. Flora e estrutura da vegetação arbustivo-arbórea de uma área de caatinga do Seridó, RN, Brasil. **Acta Botanica Brasilica**, v. 19, n. 3, p. 615–623, 2005.
- ANILEY, A. A.; NAVEEN KUMAR, S. K.; AKSHAYA KUMAR, A. Soil moisture sensors in agriculture and the possible application of nanomaterials in soil moisture sensors fabrication. **International Journal of Advanced Engineering Research and Technology**, v. 6, n. 1, p. 134–142, 2018.
- APAC. Agência Pernambucana de águas e Clima. **Bacias Hidrográficas – Riacho do Pontal**. <http://200.238.107.184/bacias-hidrograficas/40-bacias-hidrograficas/211-bacia-do-riacho-pontal>. Acesso em 12/07/2020.
- BAI, Y.; OCHUODHO, T. O.; YANG, J. Impact of land use and climate change on water-related ecosystem services in Kentucky, USA. **Ecological Indicators**, v. 102, n. July 2018, p. 51–64, 2019.
- BARROS, I. O.; SOARES, A. A. Adaptações anatômicas em folhas de marmeleiro e velame da caatinga brasileira. **Revista Ciencia Agronomica**, v. 44, n. 1, p. 192–198, 2013.
- BATISTA, J. L. O.; SANTOS, R. L. Análise da dinâmica do uso e ocupação da terra em pequenos municípios baianos do semi-árido brasileiro: O caso de Teofilândia. **Revista de Geografia Norte Grande**, n. 49, p. 139–155, 2011.
- BENNINGA, H. J. F. *et al.* The Raam regional soil moisture monitoring network in the Netherlands. **Earth System Science Data**, v. 10, n. 1, p. 61–79, 2018.
- BHATTA, B. *et al.* Modelling the impact of past and future climate scenarios on streamflow in a highly mountainous watershed: A case study in the West Seti River Basin, Nepal. **Science of the Total Environment**, v. 740, p. 140–156, 2020.
- BIRADAR, C. M. *et al.* A global map of rainfed cropland areas (GMRCA) at the end of last millennium using remote sensing. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 11, n. 2, p. 114–129, 2009.
- BRAND, M. A. *et al.* Caracterização da vegetação da caatinga do sul do piauí para geração de energia. **Floresta**, v. 45, n. 3, p. 477–486, 2015.
- BRITO MORAIS, Y. C. *et al.* Análise do Sequestro de Carbono em áreas de Caatinga do Semiárido Pernambucano. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 4, p. 585–599,

2017.

CLARK, M. L. *et al.* A scalable approach to mapping annual land cover at 250 m using MODIS time series data: A case study in the Dry Chaco ecoregion of South America. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 11, p. 2816–2832, 2010.

COLOSSI, B. R.; TUCCI, C. E. Ensemble long-term soil moisture forecast using hydrological modeling. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 25, n. 28, p. 1–19, 2020.

COOPER, S. *et al.* Combining simulated hyperspectral EnMAP and Landsat time series for forest aboveground biomass mapping. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 98, p. 102307, 2021.

DANIELE, E. *et al.* Variação da vegetação e sua relação com o Índice topográfico de umidade – ITU no enclave subúmido das Serras Sertanejas-Paraíba, Nordeste, Brasil. **RA'EGA**, v. 50, n. 04, p. 153–169, 2021.

DESTA, H.; FETENE, A. Land-use and land-cover change in Lake Ziway watershed of the Ethiopian Central Rift Valley Region and its environmental impacts. **Land Use Policy**, v. 96, n. January 2019, p. 104682, 2020.

DJOMO, A. N.; CHIMI, C. D. Tree allometric equations for estimation of above, below and total biomass in a tropical moist forest: Case study with application to remote sensing. **Forest Ecology and Management**, v. 391, p. 184–193, 2017.

EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Manual de métodos de análise de solo**. Rio de Janeiro, 1979. 271p.

FALKENMARK, M.; WANG-ERLANDSSON, L.; ROCKSTRÖM, J. Understanding of water resilience in the Anthropocene. **Journal of Hydrology X**, v. 2, n. 1, p. 100009, 2018.

FAO, UNEP, 1999. Terminology for Integrated Resources Planning and Management, Food and Agriculture Organization/United Nations Environmental Programme, Rome, Italy/Nairobi, Kenya.

FELLER, C. *et al.* Case studies of soil in art. **Soil**, v. 1, n. 2, p. 543–559, 2015.

FERRAZ, J. S. F. *et al.* Estrutura do componente arbustivo-arbóreo da vegetação em duas áreas de caatinga, no município de Floresta, Pernambuco. **Revista Árvore**, v. 38, n. 6, p. 1055–1064, 2014.

FERREIRA, A. G.; MELLO, N. G. D. S. Principais sistemas atmosféricos atuantes sobre a região Nordeste do Brasil e a Influência dos oceanos Pacífico e Atlântico no clima da Região. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 1, n. 1, p. 15–28, 2005.

FERREIRA, P. D. S. *et al.* Mudanças climáticas e a Geopotencialidade à fruticultura em municípios de Pernambuco: subsídios à agricultura familiar. **Caderno de Geografia**, v. 26, n. 46, p. 522, 2016.

FERREIRA, P. D. S. *et al.* As perspectivas e divergências acerca do aquecimento global

antropogênico. **Caderno de Geografia**, v. 27, n. 51, p. 728–747, 2017.

FERREIRA, P. D. S. *et al.* AVALIAÇÃO DA TENDÊNCIA ESPAÇO-TEMPORAL DA PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA EM UMA REGIÃO SEMIÁRIDA DO ESTADO DE PERNAMBUCO. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 21, p. 113–134, 2017.

FERREIRA, P. D. S. *et al.* Análise da suscetibilidade a desertificação na bacia hidrográfica do rio pontal – Pernambuco - Brasil. **Investigaciones Geográficas**, n. 53, p. 37, 2017.

FONTANET, M.; FERNÁNDEZ-GARCIA, D.; FERRER, F. The value of satellite remote sensing soil moisture data and the DISPATCH algorithm in irrigation fields. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 22, n. 11, p. 5889–5900, 2018.

FRITZ, S. *et al.* Geo-wiki.org: The use of crowdsourcing to improve global land cover. **Remote Sensing**, v. 1, n. 3, p. 345–354, 2009.

GABIRI, G. *et al.* Modelling the impact of land use management on water resources in a tropical inland valley catchment of central Uganda, East Africa. **Science of the Total Environment**, v. 653, p. 1052–1066, 2019.

GALVINCIO, J. D.; POPESCU, S. C. Measuring individual tree height and crown diameter for mangrove trees with airborne lidar data. **International Journal of Advanced Engineering, Management and Science**, v. 2, n. 5, p. 431–443, 2016.

GHARECHELOU, S. *et al.* Soil moisture mapping in an arid area using a Land Unit Area (LUA) sampling approach and geostatistical interpolation techniques. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 5, n. 3, p. 17, 2016.

GHORBANIAN, A. *et al.* ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing Improved land cover map of Iran using Sentinel imagery within Google Earth Engine and a novel automatic workflow for land cover classification using migrated training samples. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 167, n. June, p. 276–288, 2020.

GOMES, M. L. *et al.* Análise espaço-temporal do uso e cobertura da terra no município de Exu, PE. **Revista Clio Arqueológica**, v. 31, n. 3, p. 193–210, 2016.

GOMES, V. P. *et al.* Hyperspectral remote sensing applied for analysis of the resilience indicators and biome caatinga susceptibility to climate change. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 4, p. 1122–1136, 2016.

GOMES, V. P. **Avaliação espacial de espécies vegetais em áreas de Caatinga com dados LIDAR**. 2017, 66 f. Dissertação (Mestrado em Desenvolvimento e Meio Ambiente) Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2017.

GUEDES, R. D. S. *et al.* Caracterização florístico-fitosociológica do componente lenhoso de um trecho de caatinga no semiárido Paraibano. **Revista Caatinga**, v. 25, n. 2, p. 99–108, 2012.

GUTIÉRREZ, N. L.; SANABRIA, Y. R.; QUIÑONES, A. J. P. EVALUATION OF SOIL MOISTURE USING TOPOGRAPHIC (DEM), CLIMATE AND SOIL PARAMETERS IN

A PIEDMONT AREA OF VILLAVICENCIO. **Revista EIA**, v. 12, n. 2, p. 61–75, 2016.

HANSEN, M. C. *et al.* Monitoring conterminous United States (CONUS) land cover change with Web-Enabled Landsat Data (WELD). **Remote Sensing of Environment**, v. 140, p. 466–484, 2014.

HAVAUX, M. Stress Tolerance of Photosystem II in Vivo: Antagonistic Effects of Water, Heat, and Photoinhibition Stresses. **Plant physiology**, v. 100, n. 1, p. 424–432, 1992.

IBGE. **Manual Técnico da Vegetação Brasileira Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE**. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv63011.pdf>. Acesso em: 10 jun. 2020.

JACOBSON, A. *et al.* A novel approach to mapping land conversion using Google Earth with an application to East Africa. **Environmental Modelling & Software**, v. 72, p. 1–9, 2015.

KOPECKÝ, M.; MACEK, M.; WILD, J. Topographic Wetness Index calculation guidelines based on measured soil moisture and plant species composition. **Science of the Total Environment**, v. 757, p. 143785, 2021.

LIMA, B. G. De; COELHO, M. De F. B. Estrutura do componente arbustivo-arbóreo de um remanescente de caatinga no estado do Ceará, Brasil. **Cerne**, v. 21, n. 4, p. 665–672, 2015.

LIMA JÚNIOR, C. De *et al.* Estimativa de biomassa lenhosa da caatinga com uso de equações alométricas e índice de vegetação. **Scientia Forestalis/Forest Sciences**, v. 42, n. 102, p. 289–298, 2014.

Lu, G. Y.; Wong, D. W. An Adaptive Inverse-Distance Weighting Spatial Interpolation Technique. **Computers & Geosciences**, v. 34, n. 9, p. 1044–1055, 2008.

MAKEISON, M. *et al.* Spatial-temporal soil-water content dynamics in toposequences with different plant cover in a tropical semi-arid region 1. **Revista Ciência Agronômica**, v. 53, n. 202, 2022.

MARENGO, J. A. **Mudanças climáticas e eventos extremos no Brasil**. Rio de Janeiro, 2009. 76p.

MARINHO JUNIOR, J. L. *et al.* Análise dos estoques de carbono no solo sob diferentes coberturas vegetais no Brasil (revisão). **Journal of Biotechnology and Biodiversity**, v. 8, n. 1, p. 031–040, 2020.

MELO, R. O. De; MONTENEGRO, A. A. De A. Dinâmica temporal da umidade do solo em uma bacia hidrográfica no semiárido Pernambucano. **Revista brasileira de recu**, v. 20, n. 2, p. 430–441, 2015.

MENEZES, J. A. L. *et al.* Comportamento temporal da umidade do solo sob Caatinga e solo descoberto na Bacia Experimental do Jatobá, Pernambuco. **Water Resources and Irrigation Management**, v. 2, n. 1, p. 45–51, 2013.

MURAD, C. A.; PEARSE, J. Landsat study of deforestation in the Amazon region of

Colombia: Departments of Caquetá and Putumayo. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 11, p. 161–171, 2018.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models - Part I: a discussion of principles. **Journal of Hydrology**, v. 10, n. 3, p. 282–290, 1970.

NGUYEN, T. H. *et al.* Monitoring aboveground forest biomass dynamics over three decades using Landsat time-series and single-date inventory data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 84, n. August 2019, p. 101952, 2020.

NÓBREGA, R. S.; FARIAS, R. F. De L.; SANTOS, C. A. C. Dos. Variabilidade temporal e espacial da precipitação pluviométrica em Pernambuco através de índices de extremos climáticos. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 30, n. 2, p. 171–180, 2015.

NÓBREGA, R. S.; SANTIAGO, G. A. C. F. tendência de temperatura na superfície do mar nos oceanos atlântico e pacífico e variabilidade de precipitação em Pernambuco. **Mercator**, v. 13, n. 1, p. 107–118, 2014.

NÓBREGA, R. S.; SANTIAGO G. A. C. F.; SOARES, D. B. Tendência do Controle climático oceânico sob a variabilidade Temporal da Precipitação no Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 18, p. 276–292, 2016.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Edgard Blucher. Ltda, 2008, 388p.

OLIVEIRA, L. T. de et al. Determinação do volume de madeira em povoamento de eucalipto por escâner a laser aerotransportado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 49, n. 9, p. 692–699, 2014.

PERNAMBUCO Tridimensional, 2016. Disponível em:
<http://www.pe3d.pe.gov.br/mapa.php>. Acesso em: 02 abr. 2020.

PAIVA, C. D. G. *et al.* Fitossociologia da caatinga na Floresta Nacional de Açú, Estado do Rio Grande do Norte, Brasil, e entorno: diversidade e biogeografia do componente lenhoso. **Hoehnea**, v. 48, n. 4, p. 11, 2021.

PEKKARINEN, A.; REITHMAIER, L.; STROBL, P. Pan-European forest/non-forest mapping with Landsat ETM+ and CORINE Land Cover 2000 data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 64, n. 2, p. 171–183, 2009.

RADU, W.; SZYMURA, T. H.; SZYMURA, M. Topographic wetness index explains soil moisture better than bioindication with Ellenberg 's indicator values. **Ecological Indicators**, v. 85, n. March 2017, p. 172–179, 2018.

REDO, D.; AIDE, T. M.; CLARK, M. L. Vegetation change in Brazil's dryland ecoregions and the relationship to crop production and environmental factors: Cerrado, Caatinga, and Mato Grosso, 2001–2009. **Journal of Land Use Science**, v. 8, n. 2, p. 123–153, 2012.

RIDWANSYAH, I. *et al.* The impact of land use and climate change on surface runoff and groundwater in Cimanuk watershed, Indonesia. **Limnology**, n. 21, p. 487 - 498, 2020.

- RODAL, M. J. N.; MARTINS, F. R.; SAMPAIO, Everardo Valadares De Sá Barreto. Levantamento quantitativo das plantas lenhosas em trechos de vegetação de Caatinga em Pernambuco. **Revista Caatinga**, v. 21, n. 3, p. 192–205, 2008.
- RODRIGUEZ, L. C. E. et al. Inventário florestal com tecnologia laser aerotransportada de plantios de *Eucalyptus* spp no Brasil. **Ambiencía**, Guarapuava, v. 6, p. 67–80, 2010.
- SAITO, N. S. *et al.* Uso Da Geotecnologia Para Análise Temporal Da Cobertura Florestal. **Cerne**, v. 22, n. 1, p. 11–18, 2016.
- SAMPAIO, E. V. S. B.; SILVA, G. C. Biomass equations for Brazilian semiarid caatinga plants. **Acta Botanica Brasilica**, Belo Horizonte, v. 19, n. 4, p. 935–943, 2005.
- SANTANA, J. A. D. S. *et al.* Estrutura e distribuição espacial da vegetação da Caatinga na Estação Ecológica do Seridó, RN. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 36, n. 88, p. 355-361, 2016.
- SANTOS, F. G.; CAMARGO, P. B. De; OLIVEIRA JUNIOR, R. C. De. ESTOQUE E DINÂMICA DE BIOMASSA ARBÓREA EM FLORESTA OMBRÓFILA DENSE NA FLONA TAPAJÓS: AMAZÔNIA ORIENTAL. **Ciência Florestal**, v. 28, n. 3, p. 1049, 2018.
- SANTOS MABUNDA, I. R. DOS *et al.* Estimation of forest biomass for energy purposes using vegetation and field data indices, District of Mabalane - Mozambique. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 73, n. 1, p. 313–328, 2021.
- SANTOS, P. M. *et al.* Mudanças Climáticas Globais e a Pecuária: Cenários Futuros para o Semiárido Brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 06, p. 1176–1196, 2011.
- SANTOS, Thais E. M. Dos; MONTENEGRO, Abelardo A. A.; SILVA, D. D. Umidade do solo no semiárido pernambucano usando-se reflectometria no domínio do tempo (TDR). **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 15, n. 7, p. 670–679, 2011.
- SANTOS, William De Sousa *et al.* Análise florística-fitosociológica e potencial madeireiro em área de caatinga submetida a manejo florestal. **Agropecuária Científica no Semiárido**, v. 13, n. 3, p. 203–211, 2017.
- SENF, C. *et al.* A Bayesian hierarchical model for estimating spatial and temporal variation in vegetation phenology from Landsat time series. **Remote Sensing of Environment**, v. 194, p. 155–160, 2017.
- SHI, P. *et al.* Land-use changes and check dams reducing runoff and sediment yield on the Loess Plateau of China. **Science of The Total Environment**, v. 664, p. 984–994, 2019.
- SILVA, E. R. A. C. *et al.* Estimativa do Estresse Hidrológico na Bacia Hidrográfica do Riacho do Pontal-PE. **Caderno de Geografia**, v. 26, n. 47, p. 844, 2016.
- SILVA, L. D. O.; BARBOSA, K. V. Análise espacial da suscetibilidade à inundação na Sub-Bacia Muriaé 2, Campos dos Goytacazes (RJ). **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**, v. 9, n. 8, p. 127–138, 2018.

- SOUTHEE, F. M.; TREITZ, P. M.; SCOTT, N. A. Application of Lidar Terrain Surfaces for Soil Moisture Modeling. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 78, n. 12, p. 1241–1251, 2012.
- SOUZA, A.G.S.S.; NETO, A.R.; ROSSATO, L.; ALVALÁ, R.C.S.; SOUZA, L.L. Use of SMOS L3 Soil Moisture Data: Validation and Drought Assessment for Pernambuco State, Northeast Brazil. **Remote Sensing**, v. 10, n. 1314, p. 2-19, 2018.
- SOUZA, E. R. De; MONTENEGRO, A. A. De A.; MONTENEGRO, S. M. G. L. Variabilidade Espacial da Umidade do Solo em Neossolo Flúvico. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 13, n. 2, p. 177–187, 2008.
- SOUZA, Mailson Pereira De *et al.* Composição e estrutura da vegetação de caatinga no sul do Piauí, Brasil. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, v. 12, n. 2, p. 210–217, 2017.
- STEPHENS, B. B. *et al.* Weak northern and strong tropical land carbon uptake from vertical profiles of atmospheric CO₂. **Science**, v. 316, n. 5832, p. 1732–1735, 2007.
- TEETS, A. *et al.* Linking annual tree growth with eddy-flux measures of net ecosystem productivity across twenty years of observation in a mixed conifer forest. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 249, n. August, p. 479–487, 2018.
- TROVÃO, D. M. D. B. M. *et al.* Variações sazonais de aspectos fisiológicos de espécies da Caatinga. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 11, n. 83, p. 307–311, 2007.
- VASCONCELOS, A. D. M. *et al.* Caracterização florística e fitossociológica em área de Caatinga para fins de manejo florestal no município de São Francisco-PI. **Agropecuária Científica No Semiárido**, v. 13, n. 4, p. 329–337, 2017.
- WANG, Q. *et al.* Individual and combined impacts of future land-use and climate conditions on extreme hydrological events in a representative basin of the Yangtze River Delta, China. **Atmospheric Research**, v. 236, n. 163, 2020.
- WASKO, C.; NATHAN, R. Influence of changes in rainfall and soil moisture on trends in flooding. **Journal of Hydrology**, v. 575, n. November 2018, p. 432–441, 2019.
- WULDER, M. A. *et al.* An accuracy assessment framework for large-area land cover classification products derived from medium-resolution satellite data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 4, p. 663–683, 2006.
- ZAIDI, S. M. *et al.* Landsat-5 time series analysis for land use/land cover change detection using NDVI and semi-supervised classification techniques. **Polish Journal of Environmental Studies**, v. 26, n. 6, p. 2833–2840, 2017.
- ZANIN, P. R. Soil Water Uptake by Amazonian Trees and Simulation of Impacts on Energy Fluxes and Soil Moisture Dynamics at the LBA Flux Towers. **Captação de Água do Solo pelas Árvores Amazônicas e Simulação dos Impactos nos Fluxos de Energia e na Dinâmica da Umidade do Solo**. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 36, n. 3, p. 441–454, 2021.

ZHAO, K.; POPESCU, S.; NELSON, R. Lidar remote sensing of forest biomass: A scale-invariant estimation approach using airborne lasers. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 1, p. 182–196, 2009.

ZURQANI, H. A. *et al.* Int J Appl Earth Obs Geoinformation Geospatial analysis of land use change in the Savannah River Basin using Google Earth Engine. **Int J Appl Earth Obs Geoinformation**, v. 69, n. December 2017, p. 175–185, 2018.

ZHAO, K. *et al.* Hyperspectral remote sensing of plant biochemistry using Bayesian model averaging with variable and band selection. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 132, p. 102–119, 2013.

ZONETE, M. F.; RODRIGUEZ, L. C. E.; PACKALÉN, P. Estimação de parâmetros biométricos de plantios clonais de eucalipto no sul da Bahia: Uma aplicação da tecnologia laser aerotransportada. **Scientia Forestalis**, v. 38, n. 86, p. 225–235, 2010.