



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

ALZIRA GABRIELLE SOARES SARAIVA SOUZA

ÍNDICE DE SECA NO ESTADO DE PERNAMBUCO UTILIZANDO DADOS DE
UMIDADE DO SOLO DO SATÉLITE SMOS

Recife
2019

ALZIRA GABRIELLE SOARES SARAIVA SOUZA

**ÍNDICE DE SECA NO ESTADO DE PERNAMBUCO UTILIZANDO DADOS DE
UMIDADE DO SOLO DO SATÉLITE SMOS**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de doutora.

Área de concentração: Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos.

Orientador: Prof. Dr. Alfredo Ribeiro Neto.

Recife

2019

Catálogo na fonte
Bibliotecária: Neide Mesquita Gonçalves Luz / CRB4-1361 (BCTG)

S729i Souza, Alzira Gabrielle Soares Saraiva.
Índice de seca no Estado de Pernambuco utilizando dados de umidade do solo do Satélite SMOS / Alzira Gabrielle Soares Saraiva Souza. – Recife, 2019.

180folhas, il., figs., tabs., abrevs. e sigls.

Orientador: Prof. Dr. Alfredo Ribeiro Neto.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, 2019.
Inclui Referências e Apêndices.

1. Engenharia Civil. 2. Umidade do solo. 3. Sensoriamento remoto.
4. Índices de seca. 5. SMADI. 6. Monitoramento de seca agrícola. 7.
Produtividade agrícola. I. Ribeiro Neto, Alfredo (Orientador). II. Título.

624 CDD (22.ed) UFPE/BCTG-2019/ 294

ALZIRA GABRIELLE SOARES SARAIVA SOUZA

**ÍNDICE DE SECA NO ESTADO DE PERNAMBUCO UTILIZANDO DADOS DE
UMIDADE DO SOLO DO SATÉLITE SMOS**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de doutora.

Aprovada em: 09 / 05 / 2019.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Alfredo Ribeiro Neto (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Dr^a. Luciana Rossato Spatafora (Examinadora Externa)
Universidade Politécnica da Catalunha

Dr. Alexandre Hugo Cezar Barros (Examinador Externo)
Empresa Brasileira de pesquisa Agropecuária

Prof. Dr. José Almir Cirilo (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^a. Dr^a. Suzana Maria Gico Lima Montenegro (Examinadora Interna)
Universidade Federal de Pernambuco

*Dedico este trabalho primeiramente a Deus, ao meu
marido, Laio Lucas e aos meus pais, Maria Lúcia e
José Genário.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, porque até aqui Ele tem me ajudado e sem Ele eu nada poderia fazer. A minha alma bendize ao Senhor por tudo o que Ele fez e tem feito. O agradeço por ter renovado as minhas forças como as da águia nos momentos de cansaço e por ter colocado pessoas maravilhosas que me ajudaram ao longo dessa caminhada.

Ao meu marido Laio, companheiro de todas as horas, que esteve ao meu lado nos momentos de alegrias e também de angústias. Que fez questão de participar de cada etapa dessa trajetória e que foi fundamental para que eu chegasse até aqui. Muito obrigada por seu amor, cuidado, compreensão e por tudo que você representa, meu grande incentivador.

Aos meus pais, Lúcia e Genário, que sempre me incentivaram na vida acadêmica. Muitíssimo obrigada por tudo, por vossas orações, amor, cuidado e por vibrarem comigo em cada nova conquista.

À minha avó, Maria das Neves, que também sempre me incentivou nos estudos e sempre estava interessada em saber o andamento da pesquisa.

Às minhas irmãs, Dani e Cibi, por me acompanharem tão de pertinho, mesmo estando longe. Obrigada pelas vossas orações, carinho e por sempre terem uma palavra de incentivo e de força nos momentos que mais preciso. Também agradeço aos meus sobrinhos: Camillinha, Dayvinho e Heitorzinho por deixarem os meus dias mais leves.

Ao meu orientador, professor Alfredo, pela oportunidade e pelos desafios, que foram tão importantes na construção do conhecimento. Obrigada por não ter medido esforços em viabilizar parcerias, que nos permitiram alargar as fronteiras do conhecimento.

À professora Regina Alvalá que me recebeu de forma tão receptiva e gentil no CEMADEN e foi uma colaboradora importante nessa pesquisa. Aos pesquisadores Jójhy Sakuragi e Marcelo Zeri pelas contribuições dadas ao trabalho. Agradeço em especial à pesquisadora Luciana Rossato, que me auxiliou de perto os dias que estive no CEMADEN, sempre atenciosa e gentil, também foi uma colaboradora muito importante nessa pesquisa.

Aos pesquisadores do CPTEC/INPE pelo fornecimento de dados e pelos esclarecimentos de dúvidas.

Aos pesquisadores da APAC, que sempre se mostraram receptivos em ajudar, fornecendo dados e esclarecendo dúvidas.

À professora Nilda Sánchez e ao professor Ángel González Zamora da Universidade de Salamanca, que prontamente responderam minhas dúvidas e sempre se mostraram receptivos em ajudar.

À Ana Paula Moraes e à Ana Paula Gomes da Secretaria de Agricultura de Pernambuco, que gentilmente receberam-me e intermediaram o contato com os pesquisadores do IPA.

Ao Dr. Tabosa do IPA, que foi um importante colaborador, não medindo esforços em ajudar e ao Dr. Alexandre da EMBRAPA pelas contribuições dadas ao trabalho.

Aos funcionários do IBGE, que gentilmente receberam-me e colocaram-se à disposição em ajudar.

Aos bolsistas de iniciação científica, Felipe e Jasilane, que me auxiliaram durante a pesquisa.

À professora Andréa Marques pelo apoio.

Aos colegas e amigos do Grupo de Recursos Hídricos (GRH) da UFPE pelos momentos de descontração. Às companheiras de disciplina Ana Lígia, Claudinha e Fabi pelas experiências vividas e pela vossa amizade, em especial a Jú, que é uma grande amiga que encontrei no doutorado, trilhamos e compartilhamos de muitos momentos durante esses quatro anos.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil (PPGEC) e às secretarias do PPGEC, Andrea, Cleide e Claudiana, por procurarem nos ajudar com presteza e atenção.

Aos examinadores da banca, professor Almir, professora Suzana, a pesquisadora Luciana e o pesquisador Alexandre, por terem aceito o convite e pelas contribuições que darão ao trabalho.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro para o desenvolvimento dessa pesquisa (Código de Financiamento 001). Ao *Inter-American Institute for Global Change Research* (IAI) CRN3056, financiado por *U.S. National Science Foundation* (Grant GEO-1128040) e ao programa CAPES / ANA edital 19/2015 (processo nº 88887.115873 / 2015-01).

E a todos que contribuíram direta ou indiretamente para a realização desta pesquisa.

Muito obrigada!

“Porque derramarei água sobre o sedento, e rios sobre a terra seca; derramarei o meu Espírito sobre a tua posteridade, e a minha bênção sobre os teus descendentes.”

(Isaías: 44. 3)

RESUMO

O Estado de Pernambuco possui 80% do seu território inserido na região semiárida, sofrendo com as irregularidades das chuvas e com o fenômeno das secas, o que reforça a necessidade de acompanhamento constante dos eventos climáticos. Diante disso, esse estudo consistiu em estimar a seca meteorológica e agrícola para essa área de estudo a partir de dados de umidade do solo do satélite SMOS e dos produtos do MODIS, abrangendo o período de 2010 a 2017, levando em consideração suas três regiões climáticas: Mata, Agreste e Sertão. Essa pesquisa foi dividida em três fases principais: a primeira consistiu na validação dos dados de umidade do solo do satélite SMOS com base em duas redes de observação *in situ*; a segunda etapa na obtenção de índices de seca calculados a partir de produtos de sensoriamento remoto, com ênfase no índice de seca agrícola SMADI, que utiliza os dados de umidade do solo no seu cálculo; e a última fase consistiu na correlação entre a resposta da severidade desse índice e demais variáveis com os resultados de produtividade e área colhida para as culturas do milho e sorgo obtidas pela CONAB e o SIDRA do IBGE a nível de estado e por região climática. Os resultados encontrados na primeira fase do estudo apontaram que os dados de umidade do solo do satélite SMOS apresentaram a mesma tendência dos dados *in situ* e esse comportamento refletiu estatisticamente em valores significativos, no qual os melhores desempenhos foram observados nas regiões semiáridas. A segunda fase indicou que o índice SMADI obtido para as áreas agrícolas do estado registrou longos períodos consecutivos de seca, chegando a mais de um ano de duração. O ano hidrológico de 2012 a 2013 foi o que apresentou maior duração desse evento para a região da Mata e Sertão, já para o Agreste a bienal de maior duração foi de 2016 a 2017, no entanto, a maior frequência de seca indicada pelo SMADI foi para 2012 e a região mais afetada foi o Agreste pernambucano. Os resultados da terceira etapa indicaram que a severidade dos índices e variáveis estudadas apresentaram melhores correlações estatísticas quando comparados aos dados de produtividade da CONAB e a área colhida do SIDRA, ambas para as culturas do milho e do sorgo, sendo observado que a primeira cultura apresentou correlações mais significativas com a severidade do índice SMADI do que a segunda, evidenciando maior sensibilidade ao estresse hídrico pelo milho. Também se conclui que a severidade do SMADI conseguiu correlacionar-se de forma mais significativa com a cultura do sorgo do que esse com os demais índices e variáveis, sendo o SMADI mais sensível para identificar estresse hídrico nessa cultura do que os demais índices utilizados. Os resultados demonstraram que o SMADI pode fornecer alertas precoces dos impactos da seca em

sistemas agrícolas de sequeiro, sugerindo a adoção de culturas mais resistentes as condições de estresse hídrico pelos agricultores.

Palavras-chave: Umidade do solo. Sensoriamento remoto. Índices de seca. SMADI. Monitoramento de seca agrícola. Produtividade agrícola.

ABSTRACT

The Pernambuco State has 80% of its territory inserted in the semi-arid region, suffering from the irregularities of the precipitation and the phenomenon of droughts, which increases the need for constant monitoring of climatic events. This study consisted of estimating the meteorological and agricultural drought for the study area with the output of soil moisture data from the SMOS satellite and the MODIS products, covering the period from 2010 to 2017 and considering three climatic regions in Pernambuco: Mata, Agreste and Sertão. This research was divided into three main steps: the first consisted of the validation of the soil moisture data of the SMOS satellite based on two in situ observation networks; the second step was to obtain drought indices calculated from remote sensing products, with emphasis on the agricultural drought index SMADI that uses the soil moisture data in its calculation; the last step consisted in the correlation between the response of the severity of this index and other parameters with the results of productivity and harvesting area for corn and sorghum crops obtained from CONAB and IBGE's SIDRA database in state level and by climatic region. The results found in the first step of the study showed that the soil moisture data of the SMOS satellite presented the same tendency of the in situ data and this behavior reflected statistically significant values. The best performances were observed in the semiarid part of the study area. The second phase, which consisted in monitoring drought, the SMADI index obtained for the agricultural areas of the state showed long consecutive periods of this phenomenon, for more than one year. The hydrological year from 2012 to 2013 presented the longest duration of the event for the Mata and Sertão region, while for the Agreste the longest biennial was from 2016 to 2017. The greatest frequency of drought indicated by SMADI was in the year 2012 and Agreste was the climatic region most affected by this phenomenon. The results of the third step indicated that the severity of the indices and parameters studied presented better statistical correlations when compared to the CONAB productivity data and the SIDRA harvesting area, both for corn and sorghum crops. The correlations of corn with the severity of the SMADI index were more significant than sorghum because corn presents greater sensitivity to water stress. It is also concluded that the severity of SMADI was able to correlate more significantly with sorghum culture than with other indices and parameters, and SMADI was more sensitive to identify water stress in this crop than the other indices used. The results demonstrated that SMADI can provide early warnings of drought impacts on

rainfed agricultural systems and may suggest that farmers adopt more resistant crops to water stress conditions.

Keywords: Soil moisture. Remote sensing. Drought indices. SMADI. Agricultural drought monitoring. Agricultural productivity.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -	Delimitação do Semiárido Brasileiro (SAB), segundo a Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste (SUDENE, 2017) e a localização dos seis núcleos de desertificação, segundo o INSA (2014).	35
Figura 2 -	Correlação dos coeficientes dos índices de seca SPI e SPEI e as anomalias da umidade do solo ao longo de diferentes escalas de tempo, para a umidade do solo do SMOS e para dados <i>in situ</i>	44
Figura 3 -	Comparação entre SWDIs – experimental (exp - estimativa de análise laboratorial) e CMI (a) e AWD (b).	45
Figura 4 -	Espectro eletromagnético.	47
Figura 5 -	Classificação dos sistemas sensores quanto à categoria, princípio de funcionamento e fontes de radiação.	47
Figura 6 -	Rio Nilo próximo ao Sudão. A- Fotografia tomada do Ônibus Espacial Columbia (1995). B- Penetração do radar em solo seco mostrado em uma composição colorida de imagens SAR do SIR- CX; Bandas: C(HV)/L(HV) e L(HH), a bordo do ônibus Espacial Endeavor (1994).	49
Figura 7 -	Mapas de correlação entre a precipitação (observada e do satélite TRMM) e os produtos de umidade do solo derivados do sensor AMSR-E bandas C e X durante o ano de 2003 para a América do Sul.	51
Figura 8 -	Produto mensal de umidade do solo, nível L3, do SMOS-BEC referente ao mês de novembro de 2018.	53
Figura 9 -	Representação esquemática dos processos relacionados à irrigação.	58
Figura 10 -	Fluxograma da metodologia utilizada na pesquisa.	63
Figura 11 -	Mapa de localização do Estado de Pernambuco e das mesorregiões, segundo o IBGE.	64

Figura 12 - Mapa de solos para o Estado de Pernambuco realizado pelo ZAPE na escala de 1:100.000, com classificação dos solos adaptadas conforme a nomenclatura da EMBRAPA (2006).	65
Figura 13 - Distribuição espacial das estações de umidade do solo no Estado de Pernambuco e a grade do satélite <i>Soil Moisture Ocean Salinity</i> (SMOS).	66
Figura 14 - Distribuição das estações de umidade do solo da APAC, representados em pontos, e o produto MIRAS/SMOS, representada por células, para o Estado de Pernambuco.	74
Figura 15 - Distribuição das estações de umidade do solo do CEMADEN, representados em pontos, e o produto MIRAS/SMOS, representada por células, para o Estado de Pernambuco.	75
Figura 16 - Mapeamento de uso do solo no Estado de Pernambuco.	78
Figura 17 - Exemplo de aplicação da função <i>fillmissing</i> para o preenchimento de falhas; a: identificação de dados faltantes; b: interpolação dos dados faltantes com base nos vizinhos não faltantes.	85
Figura 18 - Estação Águas Belas (APAC): (a) intervalo de tempo diário e (c) intervalo de oito dias. Gráfico de dispersão do SMOS e dados <i>in situ</i> para o (b) intervalo diário e (d) intervalo de oito dias.	91
Figura 19 - Umidade diária do solo a partir das estações CEMADEN, dados SMOS e precipitação medida durante o período de julho de 2015 a julho de 2017.	92
Figura 20 - Média da umidade do solo em oito dias das estações do CEMADEN, dados do SMOS e precipitação medida para o período de julho de 2015 a julho de 2017.	93
Figura 21 - Frequência de ocorrência de (a) Pearson (<i>r</i>), (b) índice de Willmott (<i>d</i>), (c) BIAS e (d) RMSD.	94
Figura 22 - Valores dos critérios estatísticos para as regiões de Pernambuco considerando (a) intervalos de tempo diários e (b) oito dias. O número de amostras para intervalos diários e de oito dias foi de 654 e 96 para o Sertão e Agreste e 630 e 95 para Mata, respectivamente.	96

Figura 23 - Distribuição espacial da umidade do solo <i>in situ</i> (a, c, e, g) e SMOS (b, d, f, h) para (a, b) janeiro-fevereiro-março (JFM), (c, d) abril-maio-junho (AMJ), (e, f) julho-agosto-setembro (JAS) e (g, h) outubro-novembro-dezembro (OND).	97
Figura 24 - Declividade do relevo em percentual a partir do MDE do SRTM e a distribuição dos BIAS positivos e negativos para as duas redes de observação utilizadas na validação dos dados de umidade do solo do SMOS.....	99
Figura 25 - Anomalia da umidade do solo em 2012–2017 em comparação com 2010–2011 para as estações (a) JFM, (b) AMJ, (J) JAS e (d) OND.	100
Figura 26 - Anomalia anual da umidade do solo de cada ano em relação a todo o período de 2010 a 2017.....	101
Figura 27 - Anomalia anual da precipitação em relação ao período de 2010 a 2017. Fonte de dados de precipitação: Centro de Previsões Meteorológicas e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (CPTEC / INPE).	102
Figura 28 - Cálculo de estatística básica para a precipitação acumulada anual (mm) abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.....	104
Figura 29 - Precipitação pluviométrica mensal (a, c, e) e acumulada anual (b, d, f) por região climática no Estado de Pernambuco durante o período de 2010 a 2017.	104
Figura 30 - Cálculo de estatística básica para o SPI-1 do período de 1961 a 2017 avaliado para os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.....	105
Figura 31 - Cálculo de estatística básica para o SPI-3 do período de 1961 a 2017 avaliado para os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.....	105
Figura 32 - Cálculo de estatística básica para o SPI-12 do período de 1961 a 2017 avaliado para os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.....	106
Figura 33 - Índice SPI-1 calculado a partir de 1961 pelo CPTEC/INPE. Comportamento do SPI-1 de 1970 a 2017 (a, c, e) e destaque para a resposta do índice de 2010 a 2017 (b, d, f), avaliado por região climática (Mata, Agreste, Sertão).....	107

Figura 34 - Índice SPI-3 calculado a partir de 1961 pelo CPTEC/INPE. Comportamento do SPI-3 de 1970 a 2017 (a, c, e) e destaque para a resposta do índice de 2010 a 2017 (b, d, f), avaliado por região climática (Mata, Agreste, Sertão).....	108
Figura 35 - Índice SPI-12 calculado a partir de 1961 pelo CPTEC/INPE. Comportamento do SPI-12 de 1970 a 2017 (a, c, e) e destaque para a resposta do índice de 2010 a 2017 (b, d, f), avaliado por região climática (Mata, Agreste, Sertão)...	109
Figura 36 - Cálculo de estatística básica para a média anual do NDVI abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.	111
Figura 37 - Cálculo de estatística básica para a média anual do LST-Dia abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.	111
Figura 38 - Cálculo de estatística básica para a média anual da umidade do solo do satélite SMOS abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco - PE.....	112
Figura 39 - Cálculo de estatística básica para a média anual do VHI abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.	114
Figura 40 - Cálculo de estatística básica para a média anual do NVSWI abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.	115
Figura 41 - Cálculo de estatística básica para a média anual do SMADI abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.	116
Figura 42 - Evolução temporal do SMADI para as áreas agropecuárias em relação a precipitação pluviométrica (a, c, e) e a umidade do solo (b, d, f), com suas respectivas médias móveis de 5 dias, durante o período de 2010 a 2017, avaliado por região climática (Mata, Agreste, Sertão).	118
Figura 43 - Evolução espaço-temporal do SMADI em relação a precipitação pluviométrica (a, c, e, g, k) e a umidade do solo do satélite SMOS (b, d, f, h, i), durante o período de 2010 a 2017, avaliado por pixel e região climática.....	120
Figura 44 - Avaliação espaço-temporal do índice de seca agrícola SMADI para o Estado de Pernambuco durante o período de 2010 a 2017, analisado para cada final de trimestre, identificados pelos dias julianos: 089 (30 de março), 177 (26 de	

	junho), 273 (30 de setembro), 353 (19 de dezembro), para os anos bissextos (2012 e 2016) os dias variam.	123
Figura 45 -	Anomalia anual do índice SMADI em relação ao período de 2010 a 2017.	124
Figura 46 -	Avaliação temporal do SMADI em relação aos índices agrícolas: VHI (a) e NVSWI (b), para as áreas agropecuárias, e para o índice meteorológico: SPI-1 (c), SPI-3 (d) e SPI-12 (e), durante o período de 2010 a 2017 na região da Mata.	126
Figura 47 -	Avaliação temporal do SMADI em relação aos índices agrícolas: VHI (a) e NVSWI (b), para as áreas agropecuárias, e para o índice meteorológico: SPI-1 (c), SPI-3 (d) e SPI-12 (e), durante o período de 2010 a 2017 na região do Agreste.	127
Figura 48 -	Avaliação temporal do SMADI em relação aos índices agrícolas: VHI (a) e NVSWI (b), para as áreas agropecuárias, e para o índice meteorológico: SPI-1 (c), SPI-3 (d) e SPI-12 (e), durante o período de 2010 a 2017 na região do Sertão.	127
Figura 49 -	Distribuição espaço-temporal de três diferentes índices de seca (SMADI, VHI e NVSWI) no Estado de Pernambuco, analisados em três diferentes períodos identificados pelos dias julianos: 033 (2 de fevereiro), 073 (14 de março) e 297 (23 e 24 de outubro), sendo cada dia datado em duas épocas distintas.	128
Figura 50 -	Correlação de r de Pearson, em módulo, entre o SMADI e todos os índices e parâmetros trabalhados, analisados para as áreas agropecuárias por região climática: Mata (a), Agreste (b), Sertão (c) e a comparação entre todas as regiões (d).	130
Figura 51 -	Distribuição espacial da frequência de seca pelo índice SMADI para a área agropecuária do Estado de Pernambuco, durante o período de 2010 a 2017. ..	132
Figura 52 -	Frequência da ocorrência de seca para a área agropecuária do Estado de Pernambuco durante o período de 2010 a 2017, avaliado por região climática: Mata (a), Agreste (b), Sertão (c) e para o Estado de Pernambuco (d).	133

Figura 53 - Distribuição da tendência de mudança de seca no Estado de Pernambuco durante o período de 2010 a 2017, analisado para todo o Estado e para a área agropecuária do Estado.....	134
Figura 54 - Mapa de localização do núcleo de desertificação Cabrobó no Estado de Pernambuco, segundo o Instituto Nacional do Semiárido (INSA).....	135
Figura 55 - Precipitação acumulada anual durante o período de 2010 a 2017, em relação à média anual de chuva para o núcleo de desertificação Cabrobó e a média no período de 2010 a 2017.....	136
Figura 56 - Evolução temporal do SMADI para o núcleo de desertificação Cabrobó-PE em relação a precipitação pluviométrica (a) e a umidade do solo do satélite SMOS (b) durante o período de 2010 a 2017.	137
Figura 57 - Avaliação espaço-temporal do índice de seca agrícola SMADI para o núcleo de desertificação Cabrobó-PE para os dias julianos: 033 (2 de fevereiro) e 345 (11 de dezembro) nos anos de 2011 e 2015.....	138
Figura 58 - Potencial de aptidão agroclimática da cultura do milho no Estado de Pernambuco em três cenários climáticos: seco, regular e chuvoso.	140
Figura 59 - Produtividade da cultura do milho obtidos pela CONAB e SIDRA para o Estado de Pernambuco comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.....	142
Figura 60 - Área colhida e produtividade da cultura do milho obtidos pelo SIDRA para a região da Mata comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.....	144
Figura 61 - Área colhida e produtividade da cultura do milho obtidos pelo SIDRA para a região do Agreste comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.....	145

- Figura 62 - Área colhida e produtividade da cultura do milho obtidos pelo SIDRA para a região do Sertão comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente. 146
- Figura 63 - Correlação de r de Pearson, em módulo, entre a produtividade e área colhida do milho fornecidos pelas instituições: CONAB e SIDRA, correlacionados com a severidade do SMADI e do SPI-1, 3, 12, perfil do NDVI e com os parâmetros de precipitação e umidade do solo, analisados para as áreas agropecuárias do Estado de Pernambuco (a) e para as regiões climáticas: Mata (b), Agreste (c), Sertão (d). 148
- Figura 64 - Potencial de aptidão agroclimática da cultura do sorgo no Estado de Pernambuco em três cenários climáticos: seco, regular e chuvoso. 149
- Figura 65 - Produtividade da cultura do sorgo obtidos pela CONAB e SIDRA para o Estado de Pernambuco comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente. 151
- Figura 66 - Área colhida e produtividade da cultura do sorgo obtidos pelo SIDRA para a região do Sertão comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente. 153
- Figura 67 - Correlação de r de Pearson, em módulo, entre a produtividade e área colhida do sorgo fornecidos pelas instituições: CONAB e SIDRA, correlacionados com a severidade do SMADI e do SPI-1, 3, 12, perfil do NDVI e com os parâmetros de precipitação e umidade do solo, analisados para as áreas agropecuárias do Estado de Pernambuco (a) e para a região do Sertão (b). 154

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Classificação das correlações de acordo com o coeficiente de correlação.....	73
Tabela 2 - Categoria seca/umidade em relação ao Índice de Precipitação Padronizado (SPI).	79
Tabela 3 - Classificação da seca pelo VHI.	80
Tabela 4 - Classificação da seca pelo NVSWI.	82
Tabela 5 - Classificação do índice de seca agrícola SMADI.	85
Tabela 6 - Correlação em pixels com duas estações. A letra “A” indica que a estação pertence a APAC.	95
Tabela 7 - Coeficiente da correlação r de Pearson entre o índice SMADI e a média móvel de 5 dias das variáveis de precipitação pluviométrica e a umidade do solo do satélite SMOS.	121
Tabela 8 - Coeficiente de correlação r de Pearson entre a frequência de seca anual para a área agropecuária obtido por meio do índice SMADI e a média anual das variáveis de precipitação pluviométrica e a umidade do solo do satélite SMOS entre 2010 a 2017.....	135

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMSR-E	<i>Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS</i>
ANA	Agência Nacional de Águas
APAC	Agência Pernambucana de Águas e Clima
ASD	Áreas Susceptíveis à Desertificação
AWD	Déficit Hídrico Atmosférico
BEC	<i>Barcelona Expert Center</i>
CCI	<i>Climate Change Initiative</i>
CE	Ceará
CEMADEN	Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais
CEPED	Centro de Estudos e Pesquisas em Engenharia e Defesa Civil
CESBIO	<i>Centre d'Etudes Spatiales de la BIOSphère</i>
CMI	Índice de Umidade de Cultura
CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento
CONDEPE	Agência Estadual de Planejamento e Pesquisas de Pernambuco
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
CRN	Centro Regional do Nordeste
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ENOS	El Niño Oscilação Sul
ERS	European Remote Sensing
ESA	Agência Espacial Europeia
ESA CCI SM	Unidade do Solo da Iniciativa de Mudança Climática da Agência Espacial Europeia
ETM+	<i>Enhanced Thematic Mapper Plus</i>
EUA	Estados Unidos da América
FAO	Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura
GEE	Gases de Efeito Estufa
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDW	Distância Inversa Ponderada
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
INSA	Instituto Nacional do Semiárido

IPA	Instituto Agronômico de Pernambuco
IPCC	Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas
ISA	Índice de Estresse na Agricultura
ISH	Índice de Segurança Hídrica
JERS	<i>Japanese Earth Resources Satellite</i>
LAI	Índice da Área Foliar
LANDSAT	<i>Land Remote Sensing Satellite</i>
LAPIS	Laboratório de Análise e Processamento de Imagens de Satélites
LPRM	<i>Land Parameter Retrieval Model</i>
LST	Temperatura da Superfície Terrestre
MCGs	Modelos Climáticos Globais
MCTI	Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações
MIRAS	<i>Microwave Imaging Radiometer using Aperture Synthesis</i>
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MODIS	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
MTCI	<i>Modified Temperature Condition Index</i>
NASA	Agência Espacial Americana
NEB	Nordeste Brasileiro
NDVI	Índice de Vegetação de Diferença Normalizada
NIDIS	Sistema Nacional Integrado de Informações sobre Seca dos Estados Unidos da América
NPA	<i>Normalized Precipitation Anomaly</i>
NVSWI	<i>Normalized Vegetation Supply Water Index</i>
ONU	Organização das Nações Unidas
PAM	Produção Agrícola Municipal
PCD	Plataforma de Coleta de Dados
PB	Paraíba
PE	Pernambuco
PI	Piauí
PNSH	Plano Nacional de Segurança Hídrica
PROBIO	Projeto de Conservação e Utilização Sustentável da Diversidade Biológica Brasileira
RADARSAT	<i>Radar Satellite</i>

REMEDHUS	Rede de Estações de Medição da Umidade do Solo
RN	Rio Grande do Norte
RFI	Interferência de Radiofrequência
RMSD	Desvio Quadrático Médio
RZSM	Umidade do solo na zona de raiz
SAB	Semiárido Brasileiro
SAR	Radar de Abertura Sintética
SIDRA	Sistema IBGE de Recuperação Automática
SM	<i>Soil Moisture</i>
SMADI	<i>Soil Moisture Agricultural Drought Index</i>
SMAP	<i>Soil Moisture Active Passive</i>
SMCI	<i>Soil Moisture Condition Index</i>
SMI	<i>Soil Moisture Index</i>
SMOS	<i>Soil Moisture Ocean Salinity</i>
SNEB	Semiárido Nordestino Brasileiro
SPEI	Índice de Evapotranspiração de Precipitação Padronizada
SPI	Índice de Precipitação Padronizado
SSMI	<i>Standardized Soil Moisture Index</i>
SUDENE	Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste
SWDI	Índice de Déficit de Água do Solo
SWDIS	<i>Smart Water Distribution for Irrigation System</i>
TB	Temperatura de Brilho
TCI	Índice de Condição de Temperatura
TM	<i>Thematic Mapper</i>
TMI	<i>TRMM Microwave Imager</i>
TRMM	<i>Tropical Rainfall Measuring Mission</i>
TSM	Temperatura da Superfície do Mar
UNCCD	Convenção das Nações Unidas para o Combate à Desertificação
UDP	Produto de Dados do Usuário
UFAL	Universidade Federal de Alagoas
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
UFSC	Universidade Federal de Santa Catarina
UNESCO	Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura

VCI	Índice de Condição de Vegetação
VHI	Índice de Saúde da Vegetação
VSWI	Vegetation Supply Water Index
WASDE	Estimativas Mundiais de Oferta e Demanda Agrícolas
ZAPE	Zoneamento Agroecológico de Pernambuco

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	27
1.1	HIPÓTESE.....	33
1.2	OBJETIVO GERAL	33
1.2.1	Objetivos Específicos	33
2	SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO AO ESTUDO DA UMIDADE DO SOLO EM REGIÕES SEMIÁRIDAS	34
2.1	PANORAMA DAS REGIÕES SEMIÁRIDAS E A IMPORTÂNCIA DO MONITORAMENTO DAS SECAS	34
2.1.1	Avaliação das últimas secas na região do SAB e no Estado de Pernambuco	38
2.2	ÍNDICES DE SECA METEOROLÓGICA E AGRÍCOLA.....	42
2.3	A UTILIZAÇÃO DO SENSORIAMENTO REMOTO NA UMIDADE DO SOLO	46
2.3.1	Sensores de micro-ondas passivas na coleta de dados de umidade do solo	46
2.3.2	Satélite SMOS.....	52
2.4	APLICAÇÕES DA AVALIAÇÃO DA UMIDADE DO SOLO NA PRODUTIVIDADE AGRÍCOLA	54
2.5	IMPACTOS DAS CONDIÇÕES CLIMÁTICAS NAS CULTURAS AGRÍCOLAS	55
2.5.1	Cultura do Milho.....	59
2.5.2	Cultura do Sorgo.....	60
3	METODOLOGIA.....	62
3.1	ÁREA DE ESTUDO.....	62
3.2	DADOS OBSERVADOS DE UMIDADE DO SOLO.....	66
3.2.1	APAC.....	67
3.2.2	CEMADEN	68
3.2.3	Consistência dos dados observados	69

3.3	DADOS SMOS	69
3.4	VALIDAÇÃO DOS DADOS SMOS A PARTIR DOS DADOS OBSERVADOS.....	71
3.4.1	Validação por área	72
3.4.2	Validação pixel-estação.....	72
3.4.3	Análises Estatísticas	73
3.5	ÍNDICES DE SECA	76
3.5.1	Índice de Precipitação Padronizado (SPI)	78
3.5.2	<i>Vegetation Health Index (VHI)</i>.....	79
3.5.3	<i>Normalized Vegetation Supply Water Index (NVSWI)</i>.....	81
3.5.4	<i>Soil Moisture Agricultural Drought Index (SMADI)</i>	82
3.6	AVALIAÇÃO DA SECA MAIS RECENTE	86
3.7	IMPACTO DA SECA NA PRODUTIVIDADE AGRÍCOLA NO ESTADO DE PERNAMBUCO.....	87
3.7.1	Base de dados da CONAB	88
3.7.2	Base de dados do SIDRA	88
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	90
4.1	VALIDAÇÃO DOS DADOS SMOS PARA O ESTADO DE PERNAMBUCO.....	90
4.1.1	Validação pixel-estação (APAC e CEMADEN)	90
4.1.2	Validação por área (Mata, Agreste e Sertão)	95
4.2	ANOMALIAS DA UMIDADE DO SOLO DO SATÉLITE SMOS E PRECIPITAÇÃO.....	100
4.3	ÍNDICES DE SECA	102
4.3.1	Índice de Precipitação Padronizado (SPI)	102
4.3.2	NDVI, LST-Dia e SM-SMOS	110
4.3.3	VHI	113
4.3.4	NVSWI	114
4.3.5	SMADI	115

4.3.5	Correlação de Pearson da umidade do solo do SMOS e Precipitação com o SMADI calculado por região	117
4.3.6	Correlação de Pearson dos índices de seca com o SMADI.....	125
4.3.7	Taxa de Tendência da Seca (<i>Slope</i> SMADI)	131
4.3.8	Núcleo de Desertificação: Cabrobó-PE.....	135
4.4	IMPACTO DA SECA NA PRODUTIVIDADE AGRÍCOLA E NA ÁREA COLHIDA PARA AS CULTURAS DO MILHO E SORGO NO ESTADO DE PERNAMBUCO.....	139
4.4.1	Cultura do Milho.....	140
4.4.2	Cultura do Sorgo.....	148
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....	155
5. 1	TRABALHOS FUTUROS	158
	REFERÊNCIAS	160
	APÊNDICE A - TABELA COM AS ANÁLISES ESTATÍSTICAS PARA A VALIDAÇÃO PIXEL-ESTAÇÃO COM A REDE DE OBSERVAÇÃO APAC.	176
	APÊNDICE B - TABELA COM AS ANÁLISES ESTATÍSTICAS PARA A VALIDAÇÃO PIXEL-ESTAÇÃO COM A REDE DE OBSERVAÇÃO CEMADEN, QUE POSSUEM TODAS AS PCDS SITUADAS NA REGIÃO SEMIÁRIDA.	177

1 INTRODUÇÃO

As regiões áridas, semiáridas e subúmidas secas sofrem com as irregularidades das chuvas e são consideradas Áreas Susceptíveis à Desertificação (ASD), segundo a Convenção das Nações Unidas de Combate à Desertificação (UNCCD). Essas regiões concentram muita pobreza e abrangem um terço da população mundial (CGEE, 2016; Núñez Cobo e Verbist, 2018; Vieira, *et al.*, 2015).

O Brasil possui apenas regiões semiáridas e subúmidas secas que sofrem constantemente com as secas (MMA, 2007). Esse fenômeno é definido como um período de estiagem mais prolongado e severo e atinge várias regiões do mundo com intensidade variada, diferindo significativamente de uma região para outra (Sousa Júnior *et al.*, 2010, Marengo, 2008; Pereira *et al.*, 2015). Esse período de estiagem pode trazer uma série de consequências negativas de cunho ambiental, social e econômico, podendo afetar atividades como o abastecimento público, a produção de alimentos, a economia da região e com isso impactar o meio ambiente como um todo (Buriti e Barbosa, 2018; FAO, 2018; IPCC, 2008; IPCC, 2017; Núñez Cobo e Verbist, 2018; Ribeiro Neto, *et al.*, 2014).

A seca é considerada como um dos fenômenos mais complexos, por ser difícil de delimitar o seu início, o final e o seu grau de severidade (Cirilo, 2015; Sousa Júnior e Lacruz, 2015). Esse fenômeno pode ser classificado em diferentes tipos de acordo com a sua intensidade e impactos.

A seca meteorológica consiste na deficiência de precipitação e ocorre com mais frequência que a seca agrícola, hidrológica e socioeconômica. A seca agrícola é resultante do déficit de umidade do solo que leva ao estresse hídrico das plantas, já a hidrológica ocorre devido a persistência dos déficits de precipitação ocasionando a redução da vazão nos rios e no nível dos reservatórios e potencialmente o lençol freático. A socioeconômica acontece quando a escassez de água afeta a população e o desenvolvimento econômico das regiões atingidas (Buriti e Barbosa, 2018; Cirilo, 2015; Cunha *et al.*, 2017; Pereira *et al.*, 2015; Sousa Júnior e Lacruz, 2015).

A região mais afetada pelas secas no Brasil corresponde à região semiárida situada principalmente no Nordeste Brasileiro (NEB), por possuir os maiores déficits hídricos do país e apresentar chuvas abaixo de 800 mm por ano, região ciclicamente submetida à ocorrência de secas e mesmo abrangendo grande parte da bacia do Rio São Francisco, dispõe apenas de 4% dos recursos hídricos do país e é habitado por 35% da população brasileira (Cirilo, 2015, Marengo, 2008). A condição de escassez de água e o uso incorreto de recursos hídricos na região aumentam a suscetibilidade à desertificação. Impactos de possíveis mudanças climáticas

também podem interferir negativamente nos processos produtivos, condições de saúde, qualidade de vida e disponibilidade de água em quantidade e em qualidade (Cirilo *et al.*, 2016).

A intensificação das secas, devido as mudanças climáticas é esperada em decorrência das modificações nos padrões de temperatura e de chuvas, podendo nas próximas décadas se tornar mais frequentes as condições meteorológicas extremas, colocando em risco a sobrevivência das populações situadas nas ASD (Formaggio e Sanches, 2018; IPCC, 2007). A redução na precipitação pluviométrica já vem sendo apontada em algumas pesquisas (Marengo *et al.*, 2017; Pereira *et al.* 2015; Silva e Azevedo, 2017), comprometendo a segurança hídrica e alimentar nas regiões afetadas (D’Odorico *et al.*, 2014; IPCC, 2007; IPCC, 2008; IPCC, 2017; Montenegro *et al.*, 2010; Núñez Cobo e Verbist, 2018; Ribeiro Neto, *et al.*, 2014; Vieira, *et al.*, 2015).

Segundo Marengo (2008) as mudanças climáticas no Brasil ameaçam intensificar as dificuldades de acesso à água. A combinação das alterações do clima, na forma de falta de chuva ou pouca chuva acompanhada de altas temperaturas e altas taxas de evaporação e, com a competição por recursos hídricos, podem levar a uma crise potencialmente catastrófica, sendo os mais vulneráveis os agricultores de subsistência na área do semiárido nordestino. Com um semiárido mais árido e com maior frequência de secas, a base de sustentação para as atividades humanas diminuirá, sendo provável que aumente o deslocamento da população para as cidades ou para as áreas onde seja possível desenvolver a agricultura irrigada.

Os usos e cobertura da terra do Semiárido Brasileiro (SAB), correspondem a aproximadamente 60% da região destinada às áreas de atividades agropecuárias e somente 15% de remanescentes da vegetação natural de Caatinga, que é um bioma endêmico (Sousa, 2007; Vieira *et al.*, 2013; Vieira *et al.*, 2018). Nessa região do país, a pequena agricultura familiar constitui suporte financeiro a pequenas comunidades rurais, mas em decorrência do elevado déficit hídrico o manejo de irrigação é de grande importância, sendo necessário garantir seu uso eficiente, especialmente em esquemas agrícolas de pequena escala (Montenegro *et al.*, 2010; Montenegro *et al.*, 2013). No entanto, a predominância no SAB é de áreas de sequeiro, que dependem exclusivamente das águas da chuva e são altamente impactadas pelos efeitos da seca (Alvalá *et al.*, 2019; ANA, 2016; ANA, 2017; Barros *et al.*, 2018; Marengo, 2008; Rossato *et al.*, 2017; Tabosa, 2008).

São muitos os impactos da seca que atingem diferentes esferas, sendo um fenômeno que afeta extensas áreas e que precisa de monitoramento constante para que suas tendências possam ser analisadas e auxiliem os órgãos competentes para o enfrentamento desses eventos. O monitoramento de variáveis meteorológicas e hidrológicas é um instrumento importante no enfrentamento das consequências das secas, no entanto, esse acompanhamento por sistemas

convencionais fundamentados em dados de campo se torna oneroso e muitas vezes inviável, devido às dificuldades para a sua operacionalidade (Atzberger, 2013; Cunha *et al.*, 2017; Rossato *et al.*, 2017; Sousa Júnior e Lacruz, 2015; Souza *et al.*, 2018; Souza *et al.*, 2019).

Diante disso, o sensoriamento remoto se torna uma ferramenta fundamental para coleta de dados e para o estudo dos impactos da seca em função do tempo e do espaço, contribuindo para a obtenção de informações oportunas, de baixo custo, sinópticas, sistemáticas e com alta frequência de revisitação da superfície terrestre, promovendo uma visão holística das áreas atingidas por esse fenômeno (Atzberger, 2013; Cunha *et al.*, 2017; Rossato *et al.*, 2017; Sánchez *et al.*, 2016; Scaini *et al.*, 2015; Sousa Júnior e Lacruz, 2015; Souza *et al.*, 2018).

Segundo Formaggio e Sanches (2018) as melhores ferramentas para a obtenção de informações rápidas, oportunas e confiáveis sobre grandes áreas e regiões são as do sensoriamento remoto por satélite, que aliadas a outras geotecnologias, como os Sistemas de Informações Geográficas (SIG), têm o potencial de permitir aos tomadores de decisões oportunas avaliações dos efeitos danificadores de eventos climáticos e acompanhamento de áreas sob condições de riscos.

Os sistemas de sensoriamento remoto obtêm informações dos componentes do ciclo hidrológico que são relevantes para o estudo da seca, como dados de precipitação, evapotranspiração, vigor da vegetação, umidade do solo, temperatura da superfície, dentre outros (Sousa Júnior e Lacruz, 2015).

A umidade do solo é uma variável muito importante no ciclo hidrológico podendo exercer grande influência nos fatores hidrológicos, ecológicos e agrícolas. Isso ocorre por ela estar direta ou indiretamente relacionada a fatores como o escoamento superficial, recargas de águas subterrâneas, ao funcionamento dos ecossistemas e a produtividade agrícola, podendo indicar estresse hídrico na vegetação ou solos muito úmidos, por exemplo (Zhan *et al.*, 2004; Ávila *et al.*, 2010). Essa variável é principalmente utilizada para o monitoramento da seca agrícola e tem sido considerada importante para o estabelecimento da severidade desse fenômeno (Pablos, *et al.* 2017; Paredes-Trejo e Barbosa, 2017; Rossato *et al.*, 2011; Rossato *et al.*, 2017; Souza *et al.*, 2018). Segundo De Jeu (2003) a umidade do solo derivada por satélite é uma poderosa ferramenta para a detecção do conteúdo de água no solo em regiões semiáridas, bem como para diversas aplicações envolvendo os processos entre a superfície e a atmosfera.

O sensoriamento remoto por micro-ondas foi identificado como o mais adequado para a detecção da umidade do solo com base no contraste entre as propriedades dielétricas da água líquida e do material do solo (De Jeu, 2003; González-Zamora *et al.*, 2015; Rossato, 2010). Segundo Jensen (2009) materiais como solo, rocha e vegetação, têm constante dielétricas (medida

da capacidade de um material produzir a energia elétrica) que variam entre 3 a 8 na região do espectro das micro-ondas, enquanto, a água possui uma constante dielétrica de 80, ou seja, a quantidade de umidade em um solo pode ter um impacto significativo na quantidade da energia de radar retroespalhada.

A umidade do solo pode ser obtida por micro-ondas ativas ou passivas. No primeiro caso, também conhecida por Radar, o sensor coleta os dados gerando a sua própria energia eletromagnética e não depende do sol e não sofre interferências atmosféricas, é amplamente utilizado para estudos dos recursos naturais da Terra. Os primeiros dados coletados por esse sistema tiveram início na década de 1950 com imagens obtidas por aeronaves ou satélites (De Jeu, 2003; Jensen, 2009). No Brasil, os primeiros dados de radar foram utilizados no projeto Radambrasil no início da década de 1970 (Formaggio e Sanches, 2018; Jensen, 2009). Com os avanços tecnológicos, o sensoriamento remoto por micro-ondas ativas ganhou força na década de 1990 com o lançamento de três satélites que transportavam radares de abertura sintética (SAR – Synthetic Aperture Radar) *Radar Satellite* (RADARSAT), *European Remote Sensing* (ERS), e *Japanese Earth Resources Satellite* (JERS). Dados SAR possuem potencial para estimar umidade de solos devido à capacidade de penetração de pulsos eletromagnéticos de radar nos solos (Giarolla e Sano, 2006; Jensen, 2009; Liu, 2015; Rossato, 2010; Sausen e Lacruz, 2015; Vall-llossera, et. al., 2001). Apesar desses produtos apresentarem alta resolução espacial na ordem de metros, a resolução temporal é baixa e o sinal sofre interferências da rugosidade da superfície e da vegetação, o que dificulta a precisão das recuperações de umidade do solo (González-Zamora et al., 2015; Jackson et al. 2006; Formaggio e Sanches, 2018).

Por outro lado, as micro-ondas passivas possuem grande potencial para monitorar variáveis hidrológicas globais como a umidade do solo (Jensen, 2009). Os radiômetros que operam nessa faixa do espectro eletromagnético registram a energia emitida naturalmente pela superfície da Terra, denominada Temperatura de Brilho (TB) (De Jeu, 2003; Jensen, 2009; Rossato, 2010; Souza et al., 2018). A TB é adquirida com sensores passivos que operam na faixa de micro-ondas e essa estimativa é possível devido à relação direta entre a umidade do solo e a emissividade da superfície terrestre (Rossato et al., 2011; Vall-llossera et al., 2001; Liu et al., 2017; Kerr et al., 2010). Uma série de radiômetros foram desenvolvidos para registrarem variações sutis de energia de micro-ondas passivas e diversos desses produtos foram disponibilizados gratuitamente desde o início dos anos 2000 (Cui et al, 2018; Njoku et al., 2003). Sendo possível estudar a umidade do solo em diferentes escalas espaço-temporais e operando em diferentes faixas do espectro eletromagnético, devido a existência de sensores com diferentes características (Jensen, 2009; Rodríguez-Fernández et al, 2019).

Dentre as missões mais recentes estão o *Soil Moisture Ocean Salinity* (SMOS) da Agência Espacial Europeia (ESA) e o *Soil Moisture Active and Passive* (SMAP) da Agência Espacial Americana (NASA), que passaram a operar nos anos 2010 e 2015, respectivamente. Ambos os sensores operam na banda L e sofrem menos interferência da influência da vegetação e atmosfera em relação as bandas C e X e por isso, são ideais para recuperação da umidade do solo (Jensen, 2009; Kerr, 2007). Essas missões realizaram campanhas para avaliar os produtos obtidos remotamente em comparação com dados *in situ* em diferentes climas, a fim de estudar os efeitos da seca (Louvet *et al.*, 2015; Panciera *et al.*, 2014; Vittucci *et al.*, 2013; Vittucci *et al.*, 2016).

Para essa pesquisa foram utilizados os dados de umidade do solo do satélite SMOS, por esse possuir uma série histórica maior que o SMAP. Esse satélite foi lançado em novembro de 2009 levando a bordo o sensor passivo *Microwave Imaging Radiometer using Aperture Synthesis* (MIRAS), que opera na frequência 1,4 GHz e possui polarização horizontal-vertical (H-V) (González-Zamora *et al.*, 2015; Kerr *et al.*, 2010; Molero *et al.*, 2016; Piles *et al.*, 2014). Estes produtos estão disponíveis com uma resolução de tempo diário, para períodos de três dias, nove dias, mensais e anuais (SMOS-BEC, 2016) e têm uma resolução média de solo de 43 km (Kerr *et al.*, 2010), mas podem ser melhores dependendo do nível de processamento (40 km para L2, 25 km para L3 e 1 km para L4).

Alguns produtos de sensoriamento remoto necessitam ser validados com dados de campo (Júnior e Lacruz, 2015). A validação de produtos de micro-ondas passivas pode ser realizada usando dados *in situ*, modelos e outros produtos de satélite. Diversos processos foram desenvolvidos pela comunidade científica para validar produtos de sensoriamento remoto por umidade do solo a partir de satélites, como o Radiômetro de Varredura Avançado de Micro-ondas para o Sistema de Observação da Terra (AMSR-E) (Rossato *et al.*, 2011; Liu *et al.*, 2017; Xie *et al.*, 2014), SMAP (Cai *et al.*, 2017; Chan *et al.*, 2018; Shellito *et al.*, 2016) e SMOS (Araújo *et al.*, 2018; González-Zamora *et al.*, 2015; Jackson *et al.*, 2012; Louvet *et al.*, 2015; Molero *et al.*, 2016; Sánchez *et al.*, 2012; Souza *et al.*, 2018; Vittucci *et al.*, 2016). Esses dados de sensoriamento remoto foram usados para obter índices de seca com objetivo de monitoramento (Rossato *et al.*, 2011; Liu *et al.*, 2017), incluindo dados de umidade do solo SMOS (Chakrabarti *et al.*, 2014; Pablos *et al.*, 2017; Paredes-Trejo e Barbosa, 2017; Martínez-Fernández *et al.*, 2016; Scaini *et al.*, 2015; Sánchez, *et al.*, 2016; Sánchez, *et al.*, 2018). Esse tipo de aplicação é relevante para o objetivo do presente estudo.

Sousa Júnior e Lacruz (2015) afirmam que dificilmente a seca é detectada diretamente em uma imagem de sensoriamento remoto, sendo geralmente identificada por intermédio de índices, que permitem a integração de dados que caracterizem a ocorrência desse fenômeno.

Sánchez *et al.* (2016) também sugeriram que a condição de seca é melhor evidenciada quando representadas por meio de índices.

Nos últimos anos os produtos de umidade do solo obtidos por micro-ondas passivas têm sido utilizados para essa finalidade (Pablos *et al.*, 2017; Sousa Júnior e Lacruz, 2015). Esses podem ser associados a outros sistemas de sensoriamento remoto, que detectem o estresse da vegetação como os produtos do sensor *Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) a bordo do satélite Terra e Aqua da NASA que oferecem produtos relacionados à atmosfera, solo e oceano para todo o globo. Essas características tornam o MODIS de fundamental importância para estudos ambientais, principalmente, sobre regiões em que não dispõem de informações suficientes para os referidos estudos (Santos, *et al.*, 2014).

A obtenção de dados orbitais do vigor da vegetação e da temperatura da superfície podem ser utilizados para o monitoramento do fenômeno das secas. Um índice de seca fundamentado no teor da umidade do solo, no estado da vegetação e na temperatura da superfície inclui os principais fatores que descrevem os efeitos e causas desse fenômeno e se mostra adequado para o monitoramento da seca agrícola de médio a curto prazo (Pablos *et al.*, 2017; Sánchez, *et al.*, 2016; Sánchez, *et al.*, 2018).

Segundo Atzberger (2013) são muitas as pressões sobre os recursos naturais e as áreas agrícolas, sendo também motivo de questionamento e preocupação que ainda haja no mundo um bilhão de pessoas cronicamente malnutridas. Dessa forma, o monitoramento dos impactos das secas, no meio ambiente, sociedade e economia precisam ser acompanhados.

Desde 2012, a região semiárida do Nordeste do Brasil tem sido afetada pela seca, abrangendo uma grande área de cerca de 1 milhão de km². No final de 2017, a precipitação ainda estava abaixo da média histórica. A avaliação desse fenômeno mostrou que foi a seca mais extrema e mais longa já registrada na área (Alvalá *et al.*, 2019; Marengo *et al.*, 2017). Segundo Alvalá *et al.* (2019), em 2015–2016, 184 municípios do Estado de Pernambuco foram afetados pela seca, dos quais 76 tiveram mais de 50% de sua área impactada com consequências negativas na agricultura familiar. Uma estimativa dos estabelecimentos da agricultura familiar suscetíveis ao impacto da seca durante 2015 e 2016 foi equivalente a 141.143 estabelecimentos somente no Estado de Pernambuco.

Diante do exposto, os dados de sensoriamento remoto e das informações dos índices de secas são fundamentais para o rastreamento desse fenômeno e para emitir alertas aos órgãos competentes para enfrentamento desses eventos, quando houver, auxiliando decisões que possam ser tomadas para que os diversos impactos ocasionados pelas secas sejam minimizados, subsidiando o desenvolvimento de estratégias para a mitigação desse fenômeno.

1.1 HIPÓTESE

Produtos de sensoriamento remoto de umidade do solo são capazes de gerar índices de seca que estimam com maior precisão o impacto sobre a produção agrícola no semiárido do Nordeste.

1.2 OBJETIVO GERAL

Estimar a seca meteorológica e agrícola para o Estado de Pernambuco a partir de dados de umidade do solo do satélite SMOS e dos produtos do MODIS, abrangendo o período de 2010 a 2017, levando em consideração as três regiões climáticas do estado: Mata, Agreste e Sertão.

1.2.1 Objetivos Específicos

- Fase 1: Validar os dados de umidade do solo obtidos por sensoriamento remoto utilizando dados *in situ* de duas bases de dados (CEMADEN e APAC) para o Estado de Pernambuco a partir do ano de 2013.
- Fase 2: Integrar os produtos do SMOS de umidade do solo com dados de temperatura da superfície e do vigor da vegetação do MODIS/Aqua para monitorar condições de seca agrícola por meio do índice SMADI. Além de avaliar a correspondência desse em relação aos outros índices de seca agrícola obtidos por sensoriamento remoto e em relação aos SPI-1, 3 e 12.
- Fase 3: Fazer o levantamento de culturas do Estado de Pernambuco a partir da base de dados do SIDRA (IBGE) e da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) e posteriormente avaliar a relação entre a severidade da seca do SMADI, demais índices, perfil do NDVI, precipitação acumulada anual e média anual da umidade do solo do satélite SMOS com a produtividade agrícola e área colhida para as culturas do milho e sorgo nas áreas agropecuárias do Estado de Pernambuco.

2 SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO AO ESTUDO DA UMIDADE DO SOLO EM REGIÕES SEMIÁRIDAS

Esse item aborda sobre as potencialidades dos produtos de umidade do solo obtidos por sensoriamento remoto de micro-ondas passivas no monitoramento da seca em regiões semiáridas.

2.1 PANORAMA DAS REGIÕES SEMIÁRIDAS E A IMPORTÂNCIA DO MONITORAMENTO DAS SECAS

As regiões áridas, semiáridas e subúmidas secas compreendem a 41% da área terrestre do mundo e estão presentes em todos os continentes, abrigando um terço da população mundial, onde também se situa a maior parte da pobreza, sendo considerado um problema global (CGEE, 2016; Núñez Cobo e Verbist, 2018; Vieira, *et al.*, 2015).

As terras secas, como também são chamadas, são frágeis, altamente vulneráveis às alterações climáticas e antrópicas e susceptíveis ao processo de desertificação, que consiste na degradação dos solos e consequentemente perda da sua produtividade. Por degradação das terras se entende a degradação dos solos, dos recursos hídricos e da vegetação, que impactam a qualidade de vida das populações afetadas (Agenda 21, 1992).

A seca é um fenômeno natural que acarreta em impactos negativos sobre o meio ambiente, a sociedade e a economia com consequências diretas sobre a disponibilidade de água, energia, crescimento e desenvolvimento das regiões atingidas, assim como nos níveis de pobreza e saúde da população. Além disso, 44% das áreas agrícolas do mundo e cerca de 2 bilhões de pessoas estão localizadas sobre essas terras, e a maioria corresponde a países em desenvolvimento (D’Odorico *et al.*, 2014; Vieira, *et al.*, 2015).

O relatório do IPCC (2017) sobre “mudanças climáticas, desertificação, degradação da terra, gestão sustentável da terra, segurança alimentar e fluxos de gases de efeito estufa em ecossistemas terrestres” defende que esses são temas interdependentes e, portanto, precisam ser abordadas de maneira altamente integrada. Esse relatório especial sugere que a mudança climática pode ser um fator significativo de desertificação e degradação da terra e pode afetar a produção de alimentos, influenciando, assim, a segurança alimentar. Já que a agricultura é um emissor significativo de Gases de Efeito Estufa (GEEs) e a demanda por diferentes alimentos impacta grandemente as emissões de GEE. O manejo sustentável da terra, por outro lado, pode ajudar a oferecer segurança alimentar, reduzir as emissões de gases e reduzir a desertificação e a degradação, mas as mudanças climáticas podem afetar a sustentabilidade do manejo da terra.

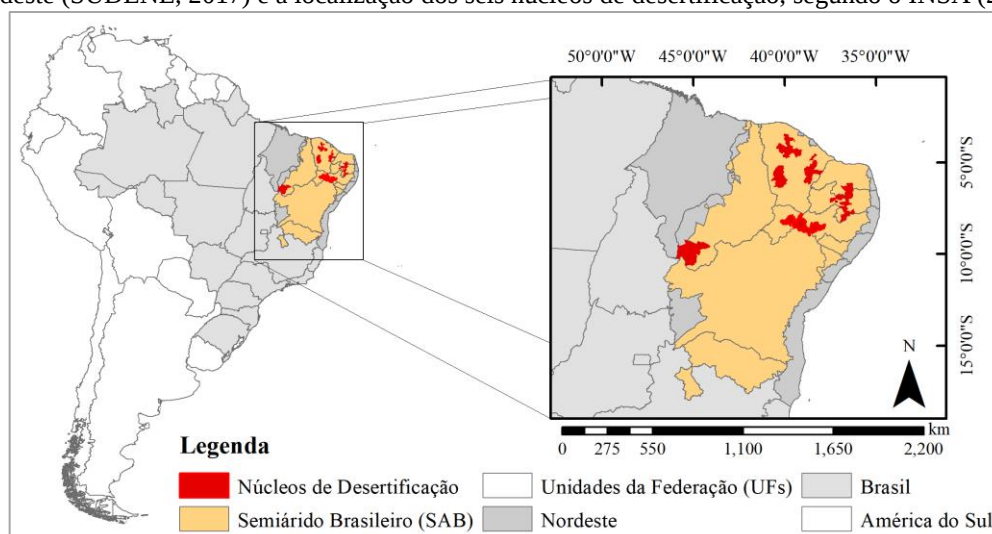
Segundo o Atlas das secas (Núñez Cobo e Verbist, 2018) durante o século XX os eventos de seca a nível global causaram mais da metade das mortes associadas a desastres naturais e foi, depois das inundações, o desastre natural com o segundo maior nível de impactos humanos. Esse relatório afirma ainda que só no ano de 2015, 50,5 milhões de pessoas foram afetadas pelas secas no mundo.

Esse aumento nos registros de seca também se mostra crescente no Brasil, isso é o que aponta o relatório de Gestão da Agência Nacional de Águas (ANA, 2018) que nos últimos anos houve um aumento no número de registros de eventos de secas e inundações, assim como nos seus efeitos sobre a população brasileira. Evidencia também que no período de 2012 a 2018 com exceção do rompimento, em 2015, da barragem da Samarco em Mariana (MG), na bacia do Rio Doce, os demais eventos foram decorrentes de anomalias climáticas com impacto sobre o comportamento hidrológico. Buriti e Barbosa (2018) consideram o período de 2010 a 2017 como a seca do século no Semiárido Brasileiro (SAB).

O Brasil possui 18% do seu território situado em regiões semiáridas, dos quais aproximadamente 70% situa-se na região Nordeste e abriga 53 milhões de habitantes, sendo considerada a região semiárida mais populosa do mundo (CGEE, 2016; Cirilo, 2015; Núñez Cobo e Verbist, 2018; Marengo, 2008; Vieira, *et al.*, 2015) (Figura 1).

Segundo o Instituto Nacional do Semiárido (INSA, 2014) o SAB possui seis núcleos de desertificação, que são pequenas partes do território com elevada degradação. Esses núcleos estão situados em cinco estados do Nordeste, sendo três no Ceará (Inhamus, Irauçuba e Jaguaribe), um em Pernambuco (Cabrobó), Piauí (Gilbués) e um entre a Paraíba e o Rio Grande do Norte (Seridó), contabilizando uma área total de 68.500 km².

Figura 1 - Delimitação do Semiárido Brasileiro (SAB), segundo a Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste (SUDENE, 2017) e a localização dos seis núcleos de desertificação, segundo o INSA (2014).



Fonte: A autora (2019).

O Nordeste Brasileiro (NEB) também abriga o bioma endêmico Caatinga que equivale a 55,6% do NEB (Sousa, 2007). No entanto, esse bioma vem sendo degradado ao longo dos anos, devido as ações antrópicas como o desmatamento para atividades agropecuárias, mineração, dentre outras muitas vezes sem planejamento ambiental.

Um estudo preliminar do monitoramento por satélite da Caatinga realizado em 2015 pelo grupo de Geoprocessamento do Centro Regional do Nordeste (CRN) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), em Natal (RN), no qual foi mapeada uma área de aproximadamente 90 mil km², apontou 40% de caatinga preservada, 45% de caatinga degradada, 7,2% de solo exposto, 6,5% de lavoura e 0,7% de corpos d'água. Os resultados preliminares evidenciaram que as áreas mapeadas dos Estados de Alagoas e Pernambuco foram as mais desmatadas, sendo quantificado para esse último 53,5% de áreas de caatinga degradadas, 27% preservada, 12% de solo exposto e 7,9% de lavouras.

Esses resultados evidenciam a exploração das terras no Estado de Pernambuco que possui 80% do seu território situado na região semiárida, colocando-o como vulnerável aos eventos de seca, associado a degradação das terras resulta em danos nos âmbitos ambiental, social e econômico.

Pereira *et al.* (2015) identificaram a vulnerabilidade e a capacidade de adaptação às variações climáticas em seis Estados do Nordeste, dentre eles Pernambuco, esse tipo de estudo permite avaliar a situação de risco de populações associada aos impactos das mudanças climáticas. Segundo os autores a população rural é mais vulnerável às sucessivas secas porque dependem da atividade agropecuária e do regime de chuvas. Os municípios mais vulneráveis são aqueles onde a maioria da população reside no campo, mais de 30% dela é dedicada a atividades agropecuárias, a produtividade é baixa e a produção agrícola é pouco diversificada.

Esse estudo realizado por Pereira *et al.* (2015), durante o período de 2011 a 2014, apontou que dos 73 municípios pesquisados no Estado de Pernambuco, 25 apresentaram vulnerabilidade muito alta. Estes municípios têm mais de 60% da população residindo na área rural, a maioria vive em situação de pobreza e tiveram queda da produção agrícola acima de 80%. Na média geral, 48% vivem no campo, a maioria é pobre e tiveram queda de produção de 46%, combinada com uma elevada exposição à seca faz com que os municípios de Pernambuco tenham uma alta vulnerabilidade. Por outro lado, municípios como Petrolina, Salgueiro, Petrolândia, Garanhuns e Floresta apresentassem sensibilidade moderada por ter um percentual menor de população rural e pequena queda de produção agrícola e do rebanho. O grau de exposição à seca foi desigual entre os municípios, tendo municípios com exposição muito baixa,

no entanto, prevaleceu a exposição alta para a maioria deles, o que colocou Pernambuco com a segunda mais alta vulnerabilidade entre os estados pesquisados.

Os recorrentes eventos de seca colocam em risco a segurança hídrica e alimentar, por isso é de fundamental importância a existência de sistemas de monitoramento e de previsão de secas, a fim de emitir alertas aos órgãos competentes para enfrentamento desses eventos, quando esse houver, auxiliando decisões que possam ser tomadas para que os impactos de tais eventos sejam minimizados, subsidiando o desenvolvimento de estratégias para a mitigação desse fenômeno.

Segundo o Atlas de secas (Núñez Cobo e Verbist, 2018) o conhecimento da frequência com que ocorrem os eventos de seca em um lugar específico, são parte integrante da análise de exposição e impactos e apoiam a geração de planos subsequentes de adaptação e mitigação. O monitoramento de secas constitui um ponto de partida transversal e complementar na adoção de ferramentas para a elaboração de planos nacionais de gestão de secas, principalmente em regiões altamente vulneráveis a esse fenômeno.

No Brasil existem algumas instituições que atuam na região semiárida e no monitoramento dos eventos de seca como, por exemplo, o INSA, a ANA, CEMADEN, LAPIS, dentre outras instituições.

O INSA tem inserção internacional como correspondente científico do Brasil junto à Convenção das Nações Unidas para o Combate à Desertificação (UNCCD) e atua na realização de ações de pesquisa, formação, difusão e formulação de políticas para a convivência sustentável do Semiárido brasileiro, a partir das potencialidades socioeconômicas e ambientais da região. Mais informações sobre a atuação do INSA no SAB podem ser obtidas pelo seu portal na internet (<https://portal.insa.gov.br/>).

Já a ANA, juntamente com outras instituições federais e estaduais, vem coordenando o Monitor de Secas, que divulga mapas mensais dos impactos e intensidades desse fenômeno (<http://monitordesecas.ana.gov.br/>). Essa iniciativa surgiu a partir da seca de 2012, tendo início em julho de 2014, quando divulgou seu primeiro mapa mensal com informações sobre a situação da seca obtidos a partir de indicadores meteorológicos, agrícolas e hidrológicos que refletem os tipos de impacto a curto prazo (últimos 3, 4 e 6 meses) e a longo prazo (últimos 12, 18 e 24 meses), indicando a evolução da seca na região. Após quase cinco anos de atuação na região Nordeste, o monitor de secas amplia a abrangência do Monitor para todo o Brasil de forma gradativa, entendendo que todas as regiões do país são afetadas em maior ou menor grau por eventos de seca. Inicialmente, essa ampliação contempla o estado de Minas Gerais, que abrange municípios que também integram o Semiárido Brasileiro.

O Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais (CEMADEN) também divulga mensalmente boletins sobre a situação de seca no Brasil (<http://www.cemaden.gov.br/sistema-de-monitoramento-de-seca-para-o-brasil-marco2019/>) e para o semiárido brasileiro (<http://www.cemaden.gov.br/situacao-da-seca-no-semiarido-e-impactos-fevereiro-de-2019/>). Esse monitoramento é feito por meio de índices de seca obtidos por sensoriamento remoto e utilizando o percentil de precipitação, que é calculado a partir de dados observacionais de chuva. Esse Centro recentemente também vem divulgado boletins mensais de previsão de impactos em atividades estratégicas para o Brasil, apresentando os cenários mais prováveis de impactos nos recursos hídricos e na vegetação, em diferentes setores do Brasil, bem como na agricultura familiar de sequeiro para o semiárido (<http://www.cemaden.gov.br/boletim-de-impactos-em-areas-estrategicas-para-o-brasil-08032019/>).

O Laboratório de Análise e Processamento de Imagens de Satélites (LAPIS) da Universidade Federal de Alagoas (UFAL) também vem atuando no monitoramento de secas desde maio de 2017 com base no Sistema EumetCast África. O LAPIS implantou e consolidou o Sistema de Monitoramento e Alerta da Cobertura Vegetal da Caatinga (SIMACaatinga). A plataforma reúne produtos de monitoramento ambiental por satélite para atender às demandas sociais, governamentais e científicas da Caatinga. A solicitação desses produtos pode ser realizada utilizando o portal SIMACaatinga (<http://lapismet.com.br/SIMACaatinga/>).

2.1.1 Avaliação das últimas secas na região do SAB e no Estado de Pernambuco

Diversos estudos vêm sendo realizados pela comunidade científica na região do SAB com o intuito de monitorar o fenômeno das secas e os seus impactos em diferentes esferas.

As secas severas mais recentes no Semiárido Brasileiro (SAB) foram abordadas por Brito *et al.* (2017) que avaliaram a duração, a severidade e a frequência de seca utilizando os índices SPI-12 e o VHI analisados por quinquênios. Esse estudo abrangeu o período de 1981 a 2016 e nele identificaram, que pelo índice SPI-12, o período de 1996 a 2001 mostrou eventos de seca mais curtos (20-30 meses), mas com alta severidade no nordeste brasileiro, dentre as áreas mais atingidas estava o Agreste pernambucano. Também durante o quinquênio de 2001 a 2006, algumas localidades do Estado de Pernambuco, situados no Agreste e Sertão, apresentaram eventos de seca que persistiram por mais de 50 meses. O SPI-12 também evidenciou, que o último quinquênio representado pelo período de 2011 a 2016 foi o que mais sofreu com a seca severa e acentuada. Os resultados sugeridos pelo índice VHI também

evidenciaram que durante o último quinquênio (2011–2016), em todo o SAB, foram registrados valores intensos de duração (mais de 30 meses), severidade (mais de 500) e alta frequência de seca, atingindo todos os anos do quinquênio. Ressalta-se no estudo que no período de 36 anos todos os estados do SAB foram afetados pela seca por quase a metade do período (de 15 para 20 anos) e uma das áreas mais impactadas foi o oeste de Pernambuco, onde as condições de seca permaneceram em um período de mais de 25 anos.

Marengo *et al.* (2017), também avaliaram a seca no SAB. Uma das análises realizadas foi a anomalia da precipitação pluviométrica durante o período de 1961 a 2016, dando ênfase ao período de 1990 a 2016, nesse último intervalo de tempo, os autores mostraram que 16 dos 25 anos experimentaram chuvas abaixo do normal, indicando que a seca mais recente (2012 a 2016) tenha começado em meados dos anos 90, com as intensas estiagens de 1993 e 1998 e interrompida por uma sequência de anos relativamente úmidos (2007, 2008, 2009 e 2011) e ressurgindo no ano de 2010. Os autores analisam que os últimos anos de seca abordado no trabalho mostram uma intensidade e um impacto na economia e sociedade regional não vistos em várias décadas, como é o caso da crise hídrica na região semiárida. Esses impactos também são abordados por Alvalá *et. al.* (2019) e Buriti e Barbosa (2018).

Com base na análise do SPI para o período de 1901 a 2016, Buriti e Barbosa (2018) classificaram a seca no SAB de 2010 a 2016 como excepcional, em razão do evento climático se apresentar como o mais longo e um dos mais intensos do período correspondente a mais de um século, acarretando em impactos sociais, ambientais e econômicos, como o colapso no abastecimento de água de grandes cidades. Nesse estudo, os autores também avaliaram a ocorrência de seca nessa região com os eventos de *El Niño*, identificando que das 32 secas ocorridas e de todos os 30 eventos de ENOS registrados ao longo de 115 anos, em pouco mais de 70% dos casos (23 casos) houve associação direta entre o fenômeno das secas e o oceânico. No entanto, em aproximadamente 30% desses eventos (9 casos) não coincidiram com a ocorrência de *El Niño*, como foram os anos de 2012 e 2013. Segundo os autores, esses resultados apontam que o fenômeno atmosférico-oceânico não tem sido suficiente para explicar os eventos climáticos na região semiárida brasileira.

A redução da precipitação leva ao aumento da temperatura de superfície e consequentemente ao estresse da vegetação. A fim de avaliar os impactos da seca sobre a agricultura, Cunha *et al.* (2017) obtiveram porcentagens de anomalias do VSWI para as áreas agropecuárias do Semiárido Nordestino Brasileiro (SNEB), no qual os valores positivos indicaram valores acima da média e condição de seca e os valores negativos condição úmida. O estudo revelou que os valores médios do índice VSWI para o ano hidrológico considerando

os dados de 2003 a 2014 apresentou valores elevados e justificam que isso pode ter relação com as condições climatológicas da região, já que o SAB é caracterizado por acumulados de precipitação igual ou inferior à 800 mm.

Em relação as anomalias de VSWI calculadas por Cunha *et al.* (2017) para os anos hidrológicos de 2010-2011, 2011-2012, 2012-2013 e 2013-2014, o intervalo de 2010-2011 sugeriu que a maior parte da região semiárida apresentou condições normais, indicando que foi um período adequado para as atividades agrícolas e produção pecuária em grande parte do semiárido. No entanto, no ano hidrológico de 2012-2013 foi registrada a seca mais intensa, período esse que a vegetação experimentou estresse hídrico e, portanto, baixa produtividade vegetal. Os autores explicam que apesar dos resultados de anomalia terem apontado o ano hidrológico de 2012-2013 como mais intenso do que 2011-2012, os percentis de precipitação indicaram o contrário. Esse resultado sugere que essa baixa concordância entre os indicadores é resultante da resposta atrasada da vegetação. Além disso, os resultados revelaram que 2012-2013 também permaneceram sob condição de estresse hídrico, o que justifica a vegetação ter sido intensamente impactada nesse período. Já o último ano hidrológico (2013-2014) o acumulado da precipitação foi maior em relação aos anos anteriores, o que refletiu sobre os impactos da seca serem menos intensos.

Uma avaliação da seca mais recente para o Estado de Pernambuco (2010 a 2017) foi realizada por Souza *et al.* (2019) para o índice VCI calculado a partir do NDVI no qual foram encontradas anomalias positivas para os anos de 2010 e 2011, indicando uma melhor condição para a vegetação, principalmente para as regiões do Agreste e Sertão. Já para o período de 2012 a 2017 mostraram anomalias igual ou menor que -50%, indicando um estresse da vegetação para esse período, sendo os anos de 2012, 2013 e 2017 os que mostraram valores mais acentuados de seca. O ano de 2012 apresentou uma maior abrangência da seca para a região do Agreste em relação aos demais anos trabalhados e as anomalias negativas do VCI referente ao ano de 2013 se mostraram ainda mais intensas para o Sertão e parte do Agreste, podendo ser um reflexo da estiagem de 2012. O ano de 2017 também apresentou essas anomalias negativas mais acentuadas para o Sertão e o mesmo foi observado por Souza *et al.* (2018) para a precipitação e umidade do solo.

Inocêncio *et al.* (2019) também realizaram um estudo para avaliar a seca agrícola calculados a partir da Umidade do Solo da Iniciativa de Mudança Climática da Agência Espacial Europeia (ESA CSI SM), que correspondeu ao período de 30 anos, abrangendo os anos de 1988 a 2018. Os autores trabalharam com dois índices de seca, o SSMI e o SMCI, obtidos para três bacias hidrográficas localizadas em Pernambuco, sendo cada uma situada em

uma região climática do Estado. Para a região do Sertão a bacia estudada foi a do Pajeú, no qual foi observado pelos autores que ambos os índices trabalhados indicaram que o período de 2012 a 2017 foi o que mais se destacou em relação a magnitude do período seco, quando comparado a todo período estudado, sendo o SMCI o índice que evidenciou de forma mais intensa essa condição muito seca.

Um outro estudo sobre a variabilidade da umidade do solo foi realizado por Zeri *et al.* (2018) aplicado para a região semiárida brasileira, os quais fizeram uso de produtos *in situ* de umidade do solo da rede CEMADEN durante o período de dezembro de 2015 a março de 2016. A análise utilizou o Índice de Umidade do Solo (SMI), que é fundamentado na normalização da umidade do solo por capacidade de campo e ponto de murchamento, essa variável também foi combinada às características de textura do solo de cada estação. As estações situadas em solo arenoso-argiloso apresentaram em média ponto de murcha próximo a $0,1 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ e capacidade de campo próximo a $0,3 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$, esse tipo de solo é predominante no Estado de Pernambuco. A evolução temporal do SMI permitiu visualizar as tendências recentes na seca de curto prazo e resposta a eventos de precipitação em intervalos de tempo diários. Os autores também trabalharam com o Índice de Estresse na Agricultura (ISA), o qual foi testado durante a seca mais recente na região e que identificou com sucesso locais sob estresse hídrico por períodos de três dias ou mais.

Uma avaliação sobre os impactos da seca na agricultura familiar em área de sequeiro foi realizada por Alvalá *et al.* (2019) apontando que um dos danos causados por esse fenômeno são os baixos índices de produtividade agrícola. Esse estudo fez uma análise do ano hidrológico 2015-2016, e considerou diferentes indicadores de estresse hídrico para a identificação dos municípios afetados. Os resultados revelaram que no ano hidrológico de 2015 a 2016, 923 municípios tiveram pelo menos 50% de sua área afetada pela seca, o que representa cerca de 50% dos municípios na área de cobertura da Superintendência para o Desenvolvimento do Nordeste (SUDENE). O Estado de Pernambuco teve 76 dos seus 186 municípios com mais de 50% de área afetada, correspondendo a 41,3 % desses municípios, afetando uma área de aproximadamente 3,6 milhões hectares do Estado. Essa investigação também fez uma estimativa do número de estabelecimentos da agricultura familiar que se mostraram suscetíveis ao impacto da seca e apontou que em Pernambuco esse valor correspondeu a mais de 141 mil estabelecimentos.

Segundo o relatório elaborado pelo CEPED UFSC (2016), que abrangeu o período de 1995 a 2014, os prejuízos causados por desastres naturais de origem climatológica se concentram na região Nordeste e estima-se que os danos decorrentes desses eventos

correspondam a 48% dos eventos registrados no Brasil, sendo 75% desse total relacionados as seca e estiagens. Esse estudo apontou que Pernambuco foi o terceiro Estado do Nordeste mais afetado por desastres climatológicos, correspondendo a 16,2% dos danos e prejuízos causados por esses eventos na região, perdendo apenas para a Bahia (28,8%) e para o Ceará (22,2%).

Esse relatório também apontou os impactos da seca na agricultura e revelou que no Brasil dos 86% dos prejuízos registrado no setor privado, 70% desse total correspondeu a agricultura, sendo 37% desses prejuízos registrados na região Nordeste. Os impactos da seca nesse setor atingem desde a agricultura familiar ao agronegócio.

Outro levantamento realizado pelo CEPED UFSC (2013), durante os anos de 1991 a 2012 revelou que nesse período ocorreram 1.308 registros oficiais de estiagem e seca em Pernambuco, sendo o ano de 2012 o que apresentou a maior frequência anual de desastres causados por esse fenômeno no estado. Os danos humanos ocasionados por esses eventos corresponderam a 2 óbitos, 806 pessoas enfermas, 728 pessoas desalojadas, 13.312 pessoas atingidas por outros tipos de danos e 5.255.635 pessoas afetadas em todo o estado. O estudo reforça que as consequências socioeconômicas não têm relação somente com a magnitude do fenômeno natural, mas também podem estar relacionadas a outras questões e evidência que o registro desses eventos em meses importantes para a agricultura pode resultar em consequências ainda mais graves.

2.2 ÍNDICES DE SECA METEOROLÓGICA E AGRÍCOLA

O sensoriamento remoto tem apresentado alto potencial no monitoramento de secas, pois possibilita identificar por meio de índices o comportamento espacial e temporal desse fenômeno, apresentando em números os impactos da redução da precipitação, na umidade do solo e consequentemente na vegetação, devido ao estresse hídrico. Apresenta também as características do comportamento dessa seca em intensidade, duração e extensão.

A precipitação persistente abaixo da média resulta na redução da disponibilidade dos recursos hídricos e da capacidade de resposta dos ecossistemas. Esse fenômeno pode ser dividido em quatro tipos: meteorológica, agrícola, hidrológica e socioeconômica (Buriti e Barbosa, 2018; Pereira e Paulo, 2011; Pereira *et al.*, 2015). A primeira seca a ocorrer é a seca meteorológica, pois está associada a déficits de precipitação; já a agrícola é reflexo dessa primeira que acarreta na redução da presença de água no solo, resultando em estresse das culturas; a hidrológica ocorre com o déficit de água nos rios e reservatórios comprometendo seus usos múltiplos e a socioeconômica acontece quando a redução na disponibilidade da água

afeta a população e o desenvolvimento das regiões atingidas. Nessa pesquisa será dada ênfase aos dois primeiros tipos de secas.

A seca meteorológica é expressa na duração do período seco em relação as condições normais para uma determinada região, sendo caracterizada pela falta de água, em decorrência do desequilíbrio entre a precipitação e a evaporação, a qual depende de outros elementos como a velocidade do vento, a temperatura, a umidade do ar e a insolação (Fernandes *et.al*, 2009). Assim, esse tipo de seca existe quando numa determinada região ocorrem precipitações abaixo dos 70% a 75% do valor normal durante um período prolongado (INGC, 2003).

Para identificar a seca meteorológica em uma determinada região existem diferentes métodos que permitem esse estudo. Os métodos mais comumente utilizados para quantificação da seca meteorológica adotam o método de Índice de Severidade de Seca de Palmer (PDSI, 1965), que leva em consideração o balanço hídrico e a umidade do solo. Outro método muito utilizado é o Índice de Precipitação Padronizado (SPI), que obtém o desvio padrão da precipitação média para uma dada região em um dado período de tempo.

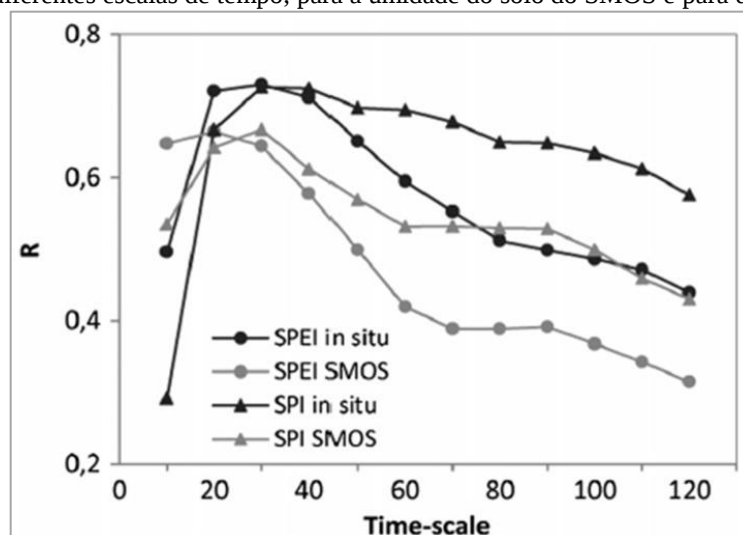
Como o SPI pode ser calculado em diversas escalas de tempo, esse permite avaliar os impactos da seca em diversas áreas de acordo com a sua duração. Algumas atividades são rapidamente afetadas pelas chuvas abaixo da média como a agricultura de sequeiro que sente os efeitos da seca em um período de um a três meses. Szalai e Szinell (2000) relacionaram a seca agrícola ao teor de umidade do solo e identificaram que essa foi melhor correlacionada com o SPI em uma escala de 2 a 3 meses. Já para identificar os impactos sobre rios e reservatório de pequeno porte esse período de tempo acumulado é de médio prazo, sendo o SPI-3 para o SPI-12 importante para monitorar o fluxo e o armazenamento do reservatório (Brito *et al.*, 2017). No entanto, para observar variações na redução do volume de grandes lagos, reservatórios e nos níveis de água subterrânea é necessária a ordem de vários anos, sendo nesses casos mais adequado a utilização de SPI-12 a SPI-48 (Spinoni *et al.*, 2014; Spinoni *et al.*, 2015).

Já o Índice de Evapotranspiração de Precipitação Padronizada (SPEI) é uma variação do SPI, pois inclui nos seus cálculos a evapotranspiração, que está relacionada com a disponibilidade de água no solo e que em baixos índices contribui na severidade da seca agrícola. Esse índice fundamenta-se no balanço hídrico (precipitação menos evapotranspiração) (Vicente-Serrado *et al.*, 2010).

Scaini *et al.* (2015) investigaram as relações potenciais entre as anomalias de umidade do solo e dois índices de seca, o SPI e o SPEI, ambos calculados em uma escala de 10 dias, com intervalos variando de 10 a 120 dias. Como os dois índices de seca podem ser aplicados a diferentes escalas de tempo para séries de precipitação, a influência da escala de tempo na

definição de seca também foi estudada. As anomalias foram calculadas tanto para a umidade do solo *in situ* pela rede REMEDHUS (Rede de Estações de Medição da Umidade do Solo, Espanha) com dados coletados em 16 estações, quanto com produtos de umidade do solo do SMOS L2. Segundo os autores, as anomalias de curto prazo de detecção remota tiveram uma alta resposta aos eventos de precipitação, esse efeito ocorreu provavelmente devido à maior sensibilidade dos dados SMOS às chuvas. A escala de tempo ideal verificada foi de 1 mês para os valores SMOS e variou entre 30 e 50 dias para os valores *in situ* (Figura 2). Segundo os autores, o uso da evapotranspiração no cálculo dos índices não melhorou a descrição das anomalias.

Figura 2 - Correlação dos coeficientes dos índices de seca SPI e SPEI e as anomalias da umidade do solo ao longo de diferentes escalas de tempo, para a umidade do solo do SMOS e para dados *in situ*.



Fonte: Scani *et al.* (2015).

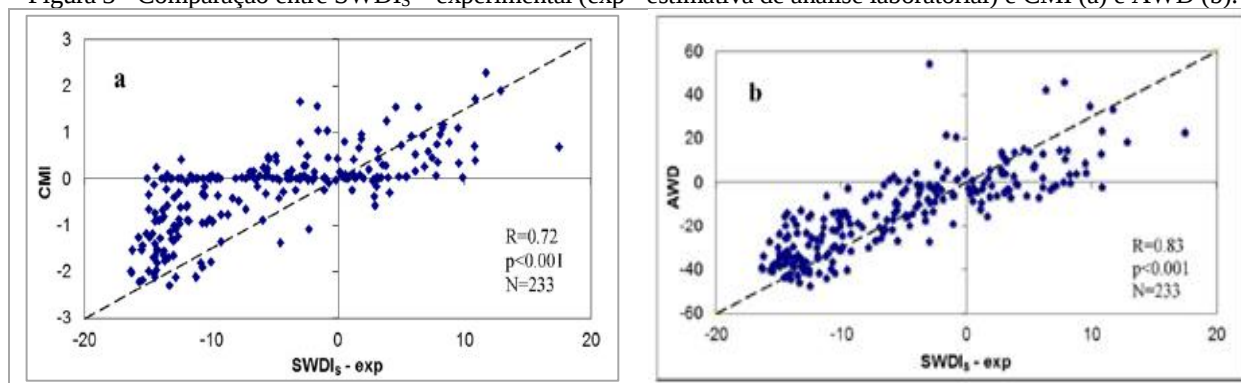
A seca agrícola geralmente manifesta-se após a seca meteorológica e ocorre em decorrência da persistência da falta de chuvas, o que afeta a umidade do solo, resultando em estresse das culturas. A umidade deficiente no solo junto à cultura pode afetar a germinação, o crescimento e o desenvolvimento da planta, conduzindo à redução do rendimento final e consequentemente a produtividade agrícola que trará impactos diretos e indiretos ao meio ambiente, à sociedade e à economia (Fernandes *et.al*, 2009).

Existem diferentes índices de seca agrícola para a identificação da ocorrência a curto ou a longo prazo. Um dos índices de seca mais tradicionais para o estudo a curto prazo é o Índice de Umidade de Cultura (CMI) para monitorar semanalmente as condições das plantações em escala climatológica, também desenvolvido por PALMER (1968), sendo esse fundamentado na temperatura média e no total de precipitação. Com o aprimoramento das geotecnologias, alguns estudos têm sido desenvolvidos para o monitoramento de secas agrícolas utilizando

sensoriamento remoto para obter dados globais e frequentes de umidade do solo que possam ser diretamente utilizados para o monitoramento da seca agrícola mundial.

Fernández *et al.* (2016) utilizaram o Índice de Déficit de Água do Solo (SWDI) calculado a partir da série de umidade do solo SMOS L2 na área REMEDHUS durante o período 2010-2014. O índice de satélite foi assim calculado utilizando várias abordagens para obter os parâmetros da água do solo e foi comparado com o SWDI obtido a partir de dados *in situ* (SWDI_R). Uma abordagem foi fundamentada diretamente nas séries temporais de umidade do solo SMOS. Nesse caso, os resultados da comparação foram bons, mas a distribuição temporal e o intervalo de dados do índice não foram realistas. No entanto, em outras abordagens fundamentadas em parâmetros de dados *in situ* e estimativa de funções de pedotransferência, os resultados foram melhores e o índice obtido por sensoriamento remoto foi capaz de identificar adequadamente a dinâmica da seca. Ou seja, a escolha final para aplicar o índice em uma área específica dependerá da disponibilidade de dados. Para analisar o desempenho dos resultados, Fernández *et al.* (2016), compararam o SMOS SWDI (SWDI_S) com dois índices (*Crop Moisture Index* (CMI) e *Atmospheric Water Deficit* (AWD)) comumente utilizados para monitoramento e avaliação da seca agrícola. O coeficiente de correlação com o CMI foi de 0,72 em relação ao SWDI_S (Figura 3a) e o coeficiente de correlação entre SWDI_S e AWD foi de 0,83 (Figura 3b). Em ambos os casos, a correlação foi muito boa evidenciando que SWDI_S representa bem a dinâmica do equilíbrio do solo e é capaz de rastrear adequadamente a seca agrícola.

Figura 3 - Comparação entre SWDI_S – experimental (exp - estimativa de análise laboratorial) e CMI (a) e AWD (b).



Fonte: Fernández *et al.* (2016).

Sánchez *et al.* (2016) também trabalharam com monitoramento da seca agrícola para a bacia de Duero na Espanha, situada em uma região semiárida, e para a Península Ibérica durante o período de 2010 a 2014. Os autores compararam estatisticamente o resultado da série do índice *Soil Moisture Agricultural Drought Index* (SMADI), calculado com base nos produtos de NDVI e LST-Dia, com dois índices de seca: o Índice de Déficit de Água no Solo (SWDI) e o Índice de

Umidade da Cultura (CMI). A comparação estatística entre o SMADI e o SWDI proporcionou correlação significativa de -0,75. Já com o CMI também apresentou correlação significativa de -0,71, no entanto, um pouco menor do que para o SDWI. A correlação entre os índices é negativa devido à descrição diferente da seca usado no SWDI (valores negativos indicam condições de seca) e no SMADI (valores positivos indicam condições de seca).

Uma análise semelhante a essa foi realizada por Pablos *et al.* (2017) que utilizaram quatro índices, fundamentados na umidade do solo do satélite SMOS, o SWDI, o SMADI, o Índice de Déficit de Umidade do Solo (SMDI) e o Índice de Déficit do Solo Úmido (SWetDI), aplicada a uma grande região de cultivo situada no semiárido ao noroeste da Espanha. As dinâmicas temporais dos índices foram comparadas a dois índices de seca agrícola, o déficit hídrico atmosférico (AWD) e o CMI, para analisar os níveis de similaridade, correlação, sazonalidade e número de semanas com seca. Os resultados mostraram que o SWDI e SMADI foram os índices mais apropriados para o desenvolvimento de um sistema eficiente de monitoramento de seca, com coeficientes de correlação significantes mais elevados ($R \approx 0,5-0,8$), quando comparados com o AWD e CMI.

2.3 A UTILIZAÇÃO DO SENSORIAMENTO REMOTO NA UMIDADE DO SOLO

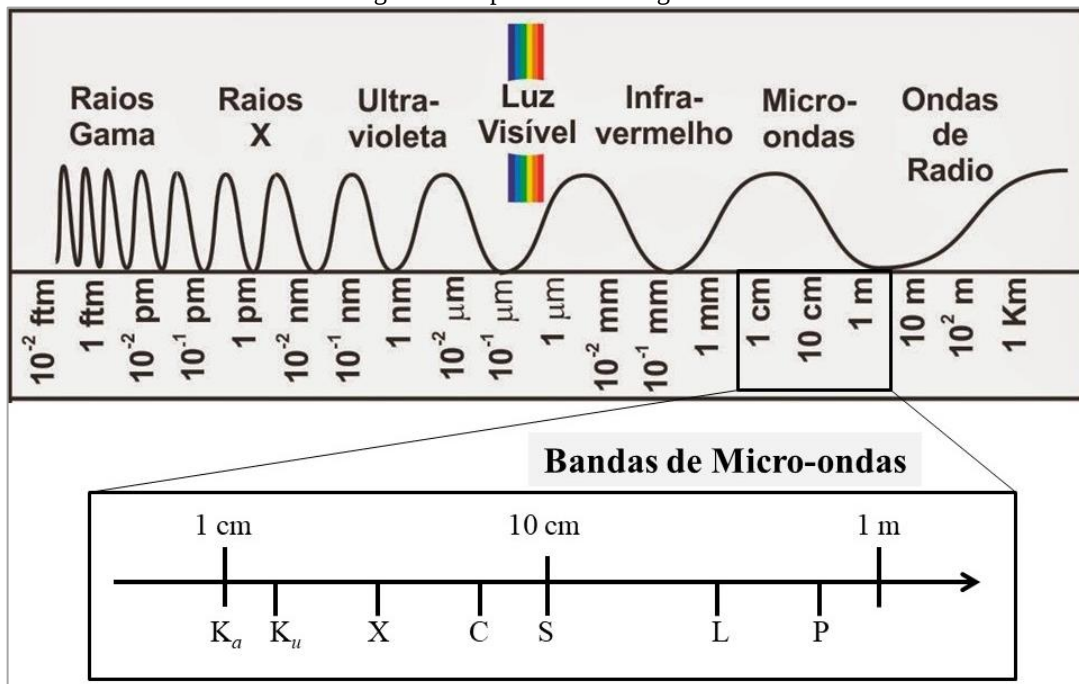
Esse item trata dos fundamentos do sensoriamento remoto na obtenção dos dados de umidade do solo por micro-ondas ativas e passivas, sendo dado ênfase ao segundo.

2.3.1 Sensores de micro-ondas passivas na coleta de dados de umidade do solo

Existem sensores operando em diferentes regiões do espectro eletromagnético. Dependendo do tipo, o sensor capta dados de uma ou mais faixas do espectro. Estes permitem a obtenção de dados de energia invisível ao olho humano. Os comprimentos de onda comumente usados em radares operam na região das micro-ondas, que são maiores do que as do visível e dos infravermelhos, assim essa energia é medida em centímetros abrangendo os comprimentos de onda de 1 cm a 1m (Figura 4) (Jensen, 2009).

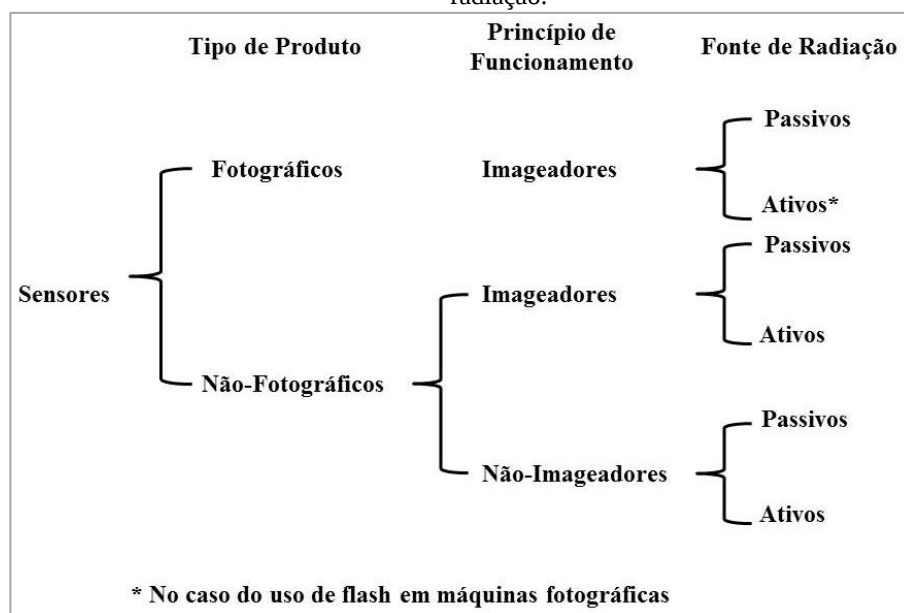
Segundo Moreira (2003), os sistemas sensores, utilizados na aquisição e registro de informações de alvos, podem ser classificados quanto à fonte de radiação (ativos e passivos), quanto ao princípio de funcionamento (imageadores e não-imageadores) e segundo o tipo de produto gerado (fotográficos e não fotográficos) (Figura 5).

Figura 4 - Espectro eletromagnético.



Fonte: Adaptado de Portal Ponto Ciência (2012).

Figura 5 - Classificação dos sistemas sensores quanto à categoria, princípio de funcionamento e fontes de radiação.



Fonte: (MOREIRA, 2003).

Os sensores ativos e passivos recebem tal denominação pela capacidade ou não do sistema sensor emitir energia própria de radiação para interagir com os alvos; sendo ativo se emitir e passivo caso não emita essa energia.

Os sensores ativos não dependem da radiação eletromagnética proveniente do Sol, ou das propriedades termais da Terra. Esses geram a sua própria energia eletromagnética, que é

transmitida do sensor para a superfície do terreno, o qual interage com o mesmo produzindo um retroespalhamento da energia e assim é registrada pelo receptor do sensor remoto, podendo operar durante o dia e/ou à noite, nessa categoria o sistema sensor atua na faixa de micro-ondas (Nievinski e Souza, 2005). Os sistemas sensores ativos mais utilizados para estudo dos recursos naturais da Terra são os radares, que se fundamentam na transmissão de comprimentos de onda mais longos, entre 3 a 25 cm, através da atmosfera e na detecção da quantidade de energia retroespalhada pela superfície do terreno.

Já os sensores passivos dependem da radiação proveniente do Sol para captar a energia eletromagnética refletida pelos objetos ou das propriedades termais da Terra para registrar as variações sutis de energia de micro-ondas passivas emitidas naturalmente pela sua superfície (Jensen, 2009). O sensoriamento remoto por micro-ondas passivas monitora a emissão natural em micro-ondas de uma fonte radiativa e está fundamentada na medida da radiação térmica da superfície. Para baixa frequência, essa radiação pode ser aproximada pelo produto da temperatura do solo e da emissividade da superfície. Este produto é comumente chamado de temperatura de brilho (Tb) (Rossato, 2010; Rossato, *et. al.*, 2011).

Existem vários sensores radiômetros que atuam nas bandas das micro-ondas que podem ser divididos em dois grandes grupos: sensores passivos e sensores ativos.

Os radares são tidos como grande potencial para o monitoramento da umidade do solo, do conteúdo de umidade na vegetação e da produção agrícola, pois esses podem obter dados a qualquer momento, já que as condições atmosféricas não interferem na obtenção dos mesmos. A resposta dos radares é influenciada pela geometria e pela constante dielétrica complexa dos alvos (Nievinski e Souza, 2005; Sausen e Lacruz, 2015). Essa constante consiste em medir a capacidade de um material conduzir energia elétrica. Locais úmidos podem ser confundidos com áreas vegetadas, o que diminui a eficiência na identificação desses alvos.

Os solos úmidos refletem mais energia de radar do que solos secos, dependendo da constante dielétrica complexa do material que compõe o solo. Ou seja, a quantidade de umidade no solo influencia na profundidade de penetração da energia eletromagnética incidente, quanto maior for a umidade no solo mais fortemente espalhada pela superfície será a energia incidente, produzindo um forte sinal de retorno (Jensen, 2009).

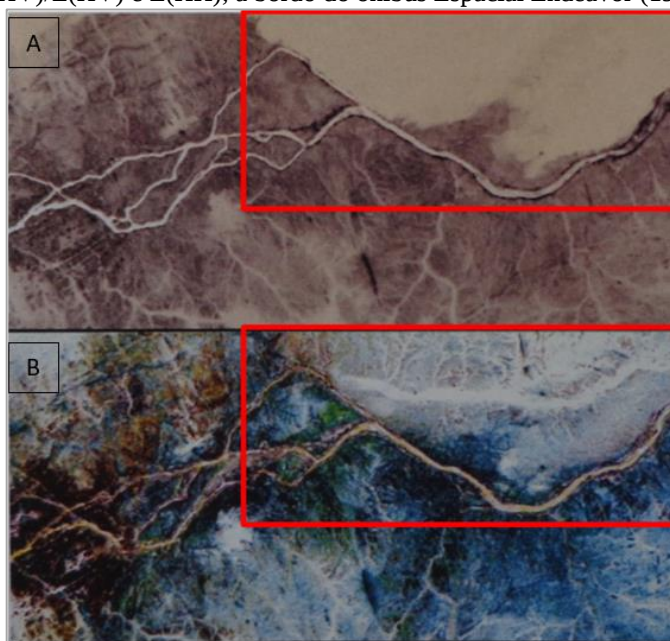
O material que apresenta uma influência mais significativa na constante dielétrica dos materiais é o conteúdo de umidade. Isso significa dizer que a quantidade da energia de radar sofrerá maior retroespalhamento.

Um exemplo de sensor ativo utilizado para obter dados de umidades é o Radar de Abertura Sintética nas bandas C/X do SIR-C, que esteve a bordo do Ônibus Espacial *Endeavor*,

utilizou um SAR com três frequências: banda X (3cm), banda C (5,8cm) e banda L (23,5cm) com quádrupla polarização para as bandas C e L (HH, HV, VV e VH) e a banda X com polarização VV.

Na Figura 6, é apresentada uma imagem referente a mesma região de parte do rio Nilo, próximo ao Sudão, obtidas por diferentes sensores. Na Figura 6A, é uma fotografia registrada pela tripulação do Ônibus Espacial *Columbia*, em novembro de 1995 e a Figura 6B é uma imagem do SAR/SIR-C/X, adquirida em abril de 1994, formada pela composição das bandas C (polarização HV), L (polarização HV), L (polarização HH). Esse radar permitiu a descoberta de um canal do rio Nilo abaixo de uma camada de areia, até então desconhecido. Isso foi possível, pois a penetração da energia de micro-ondas em uma substância seca deve ser igual ao comprimento de onda do sistema de radar. A energia de micro-ondas ativas pode penetrar por diversos metros em solos extremamente secos (Jensen, 2009).

Figura 6 - Rio Nilo próximo ao Sudão. A- Fotografia tomada do Ônibus Espacial *Columbia* (1995). B- Penetração do radar em solo seco mostrado em uma composição colorida de imagens SAR do SIR- CX; Bandas: C(HV)/L(HV) e L(HH), a bordo do ônibus Espacial *Endeavor* (1994).



Fonte: Jensen (2009).

Os radiômetros em micro-ondas passivas cobrem uma ampla faixa de frequências e permitem inferir informações sobre a textura, rugosidade da superfície, a profundidade óptica da vegetação e a profundidade da camada de amostra do solo, além de obter a umidade do solo (Njoku e Entekhabi, 1996; Silva, 2011).

Um exemplo de sensor passivo é o AMSR-E a bordo do satélite Aqua da Agência Espacial Americana (NASA), lançado em 4 de maio de 2002, compondo um dos seis sensores

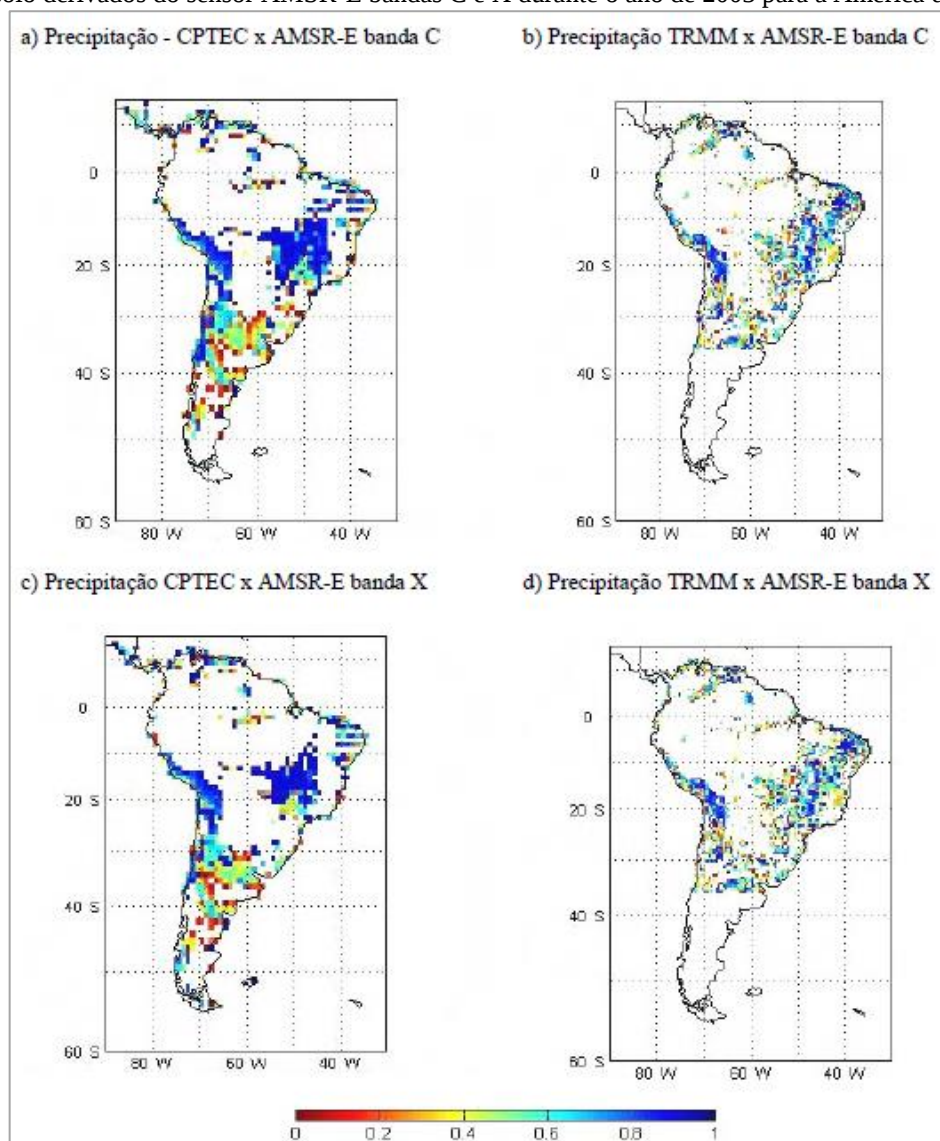
a bordo desse satélite. O AMSR-E é fruto da colaboração entre a NASA e a Agência Nacional de Desenvolvimento Espacial do Japão. Esse sensor atua em seis frequências diferentes com polarização horizontal e vertical (HV), com resolução espacial de 5,4 km em 89GHz e 56 km em 6,9GHz. Esse sensor mede o conteúdo total de vapor d'água, o total de água líquida, precipitação, o equivalente de água na neve e a umidade do solo nos canais 6,9 e 10,7 GHz (Jensen, 2009; Rossato, 2010; Rossato, *et. al.*, 2011; Silva, 2011).

Rossato, *et. al.* (2011) estimou a umidade superficial do solo a partir de informações de diferentes sensores em micro-ondas (TMI/TRMM e AMSR-E/Aqua) para toda a América do Sul durante o ano de 2003, utilizando o *Land Parameter Retrieval Model* (LPRM). Os resultados obtidos através do LPRM foram validados com dados medidos em campo para algumas regiões do Brasil (Rossato, 2010). A partir desta análise, verificou-se que a estimativa da umidade superficial do solo derivada a partir das informações do sensor AMSR-E foi mais acurada para a banda C. As correlações entre a precipitação do CPTEC/INPE e a umidade do solo da banda C do AMSR-E foram mais altas nas regiões nordeste, central e ocidental da América do Sul e se mostraram altamente correlacionadas com os conjuntos de dados de precipitação do satélite TRMM (*Tropical Rainfall Microwave Mission*). O mesmo padrão também foi observado para a umidade do solo derivada da banda X do AMSR-E, mas com menos regiões que apresentaram alta correlação em relação a banda C (Figura 7).

Os resultados encontrados por Rossato *et. al.* (2011) também mostram altas correlações ($R > 0,8$) dos produtos de umidade do solo AMSR-E com o modelo de clima regional Eta para diferentes regiões da América do Sul. Os produtos de umidade do solo da banda C AMSR-E apresentaram informações importantes que podem ser usadas para vários fins, como o monitoramento de inundações ou secas em áreas áridas ou como entrada dentro do quadro de um esquema de assimilação de modelos numéricos de previsão do tempo.

Segundo Kerr *et al.* (2010), os sistemas de micro-ondas medem a constante dielétrica dos solos, o que está diretamente relacionada ao teor de água no solo. Quando operam em baixa frequência, esses sistemas oferecem vantagens por não serem muito afetadas pela atmosfera e pelas nuvens; as micro-ondas são capazes de penetrar a vegetação e podem operar na escuridão. Além disso, em baixas frequências, a profundidade de penetração é significativa, tipicamente 5 cm na banda L. Biscaro (2006) também afirmou que as nuvens são praticamente transparentes nas micro-ondas passivas de baixa frequência (abaixo de 40 GHz), apresentando alto potencial para inferir características da superfície, como umidade e tipo de vegetação do solo.

Figura 7 - Mapas de correlação entre a precipitação (observada e do satélite TRMM) e os produtos de umidade do solo derivados do sensor AMSR-E bandas C e X durante o ano de 2003 para a América do Sul.



Fonte: Rossato (2010).

Os sensores de micro-ondas passivas que operam na banda L sofrem menos interferência da influência da vegetação e atmosfera em relação as bandas C e X e por isso, são ideais para recuperação da umidade do solo (Jackson *et al.*, 2012; Jensen, 2009; Kerr, 2007). Esses produtos também têm sido utilizados no monitoramento de secas (Champagne *et al.*, 2019; Eswar *et al.*, 2018; Plablos *et al.*, 2017; Sánchez *et al.*, 2016; Sánchez *et al.*, 2018; Souza *et al.*, 2018; Zhu *et al.*, 2019). Atualmente, os satélites que operam nessa faixa do espectro eletromagnético são o *Soil Moisture Active Passive* (SMAP) da Agência Espacial Americana (NASA) e *Umidade do Solo e Salinidade Oceânica* (SMOS) da Agência Espacial Europeia (ESA), que passaram a disponibilizar seus dados nos anos de 2015 e 2010 respectivamente (Cui

et al, 2018; Kerr et al, 2010). Devido a maior quantidade de dados obtidos pelo SMOS esse foi utilizado na presente pesquisa.

2.3.2 Satélite SMOS

O satélite *Soil Moisture Ocean Salinity* (Umidade do Solo e Salinidade Oceânica-SMOS) da ESA foi lançado em 02 de novembro de 2009 e seus dados estão disponíveis desde 2010. A bordo desse satélite está o sensor de micro-ondas passivas MIRAS (*Microwave Imaging Radiometer using Aperture Synthesis*), que opera na banda L, na frequência de 1,4 GHz e na polarização HV, sendo menos afetada pela vegetação e rugosidade da superfície, quando comparadas as micro-ondas ativas e as passivas em alta frequência (Kerr et al., 2001; Kerr et al., 2010; Rossato, 2010; Rossato e Angelis, 2013; Silva, 2011).

No entanto, sensores que operam nesse canal geram produtos de baixa resolução espacial, por essa característica estar diretamente vinculada ao diâmetro da antena do sensor (Kerr et al., 2001; Kerr et al., 2007; Kerr et al., 2010). Outra desvantagem é que esse sinal pode sofrer interferência de grandes eventos de chuva, de áreas muito urbanizadas, devido a heterogeneidade do pixel e da Interferência de Radiofrequência (RFI) (Kerr et al., 2007; Kerr et al., 2010). Esse último consiste na presença de sinais de interferência indesejáveis RF que interrompem os sinais de dados originais. Essa interferência está presente em algumas regiões de forma mais evidente, como em países do continente europeu, asiático e africano. Na América do Sul a RFI ocorre de forma mais pontual, em grandes áreas urbanas como São Paulo, por exemplo, e em algumas cidades litorâneas na região nordeste, como pode ser visualizado no mapa de probabilidade de RFI disponibilizado pelo CESBIO para as órbitas ascendente e descendente no seguinte portal da internet: http://www.cesbio.upis-tlse.fr/SMOS_blog/smos_rfi/?q=category/7-global.

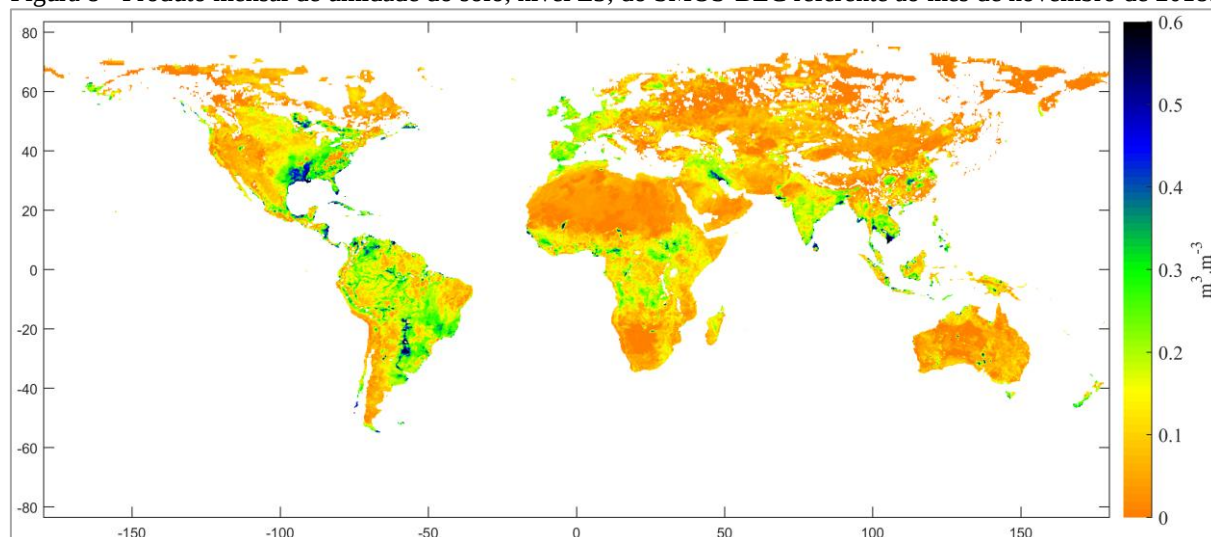
O sensor MIRAS é um radiômetro interferométrico bidimensional em forma de Y, composto por 69 antenas elementares regularmente espaçadas ao longo dos braços, fornecendo, em cada etapa de integração, uma imagem completa, além de possuir capacidades multi-angulares (Kerr et al., 2001; Kerr et al., 2010; González-Zamora et al., 2015). Segundo Jensen (2009) um sensor interferométrico consegue obter duas medidas em diferentes passagens orbitais muito próximas no espaço e no tempo pelas órbitas ascendente e descendente (adquiridas no intervalo de um dia). Esse tipo de interferometria é denominado de passagens múltiplas ou repetidas, sendo uma forma de obtenção de dados a partir de dois ângulos de visada diferentes, no qual se assume que a cena imageada não sofreu deslocamento durante o intervalo de aquisição dos dados.

O SMOS está em uma órbita polar e síncrona com o sol e fornece medições globais da Temperatura de Brilho da Terra (TB) com uma resolução espacial de 43 km (Kerr *et al.*, 2010; González-Zamora *et al.*, 2015). O imageamento global ocorre a cada três dias, que é o período que acontece a revisita de um mesmo ponto na superfície terrestre. Esse satélite está a uma altitude de 763 km e a largura da faixa imageada é de aproximadamente 1000 km, os produtos no nível de processamento L3 são disponibilizados na resolução espacial de 25 km (CESBIO, 2015; SMOS - BEC, 2016).

Os produtos de umidade do solo do satélite SMOS são disponibilizados na resolução temporal de um dia, composição de 3 dias, de 9 dias, dados mensais e anuais (SMOS - BEC, 2016). Na Figura 8, é apresentado o produto mensal de umidade do solo do SMOS-BEC referente ao mês de novembro de 2018 para umidade do solo para todo o globo.

Os dados obtidos pelo satélite SMOS são valiosos para meteorologia, hidrologia e climatologia. O acompanhamento da salinidade do oceano irá detectar as correntes oceânicas, que influenciam fortemente o tempo e o clima e permite entender melhor o papel dos oceanos no ciclo do carbono. Já a umidade do solo fornece informações sobre as interações entre a superfície da terra, a vegetação e a atmosfera, o que aumenta a precisão das previsões meteorológicas. Esses dados também permitem avaliar melhor o risco de inundações e secas, contribuindo para uma melhor gestão dos recursos hídricos (Mialon *et al.* 2015; Scaini *et al.*, 2015).

Figura 8 - Produto mensal de umidade do solo, nível L3, do SMOS-BEC referente ao mês de novembro de 2018.



Fonte: A autora (2019).

2.4 APLICAÇÕES DA AVALIAÇÃO DA UMIDADE DO SOLO NA PRODUTIVIDADE AGRÍCOLA

A seca é uma das principais causas da produtividade agrícola limitada e da incerteza do rendimento das culturas em todo o mundo. Por essa razão, a pesquisa e o monitoramento da seca agrícola são de crescente interesse. Embora a umidade do solo seja a principal variável para definir e identificar a seca agrícola, o conteúdo real da água do solo raramente é levado em consideração porque este tipo de seca é comumente estudado usando metodologias fundamentadas em dados climatológicos ou modelagem hidrológica. A utilização de produtos de sensoriamento remoto para obter dados de umidade do solo com alta resolução temporal para toda a superfície terrestre é uma ferramenta indispensável para o monitoramento da seca agrícola global (Fernández *et al.*, 2016; Sánchez *et al.* 2016; Scaini *et al.*, 2015; González-Zamora *et al.*, 2015).

Chakrabarti *et al.* (2014) investigaram os efeitos da seca agrícola sobre os rendimentos das culturas, através da integração de modelos de crescimento de culturas e observações de sensoriamento remoto. Eles utilizaram o produto de umidade do MIRAS/SMOS obtido na resolução espacial de 25 km e posteriormente aplicaram o algoritmo de *downscaling* para obtê-lo na resolução de 1 km, compatível com os modelos de safra utilizados na pesquisa.

Os valores de umidade do solo obtidos por Chakrabarti *et al.* (2014) provenientes do *downscaling* foram assimilados no modelo de safra com base em um filtro *Ensemble Kalman* (EnKF). Esse estudo foi implementado para a região predominantemente agrícola da bacia do baixo Prata no Brasil durante duas estações de crescimento. Segundo os autores, essa região foi afetada pela seca agrícola na segunda temporada, devido às baixas precipitações em relação à primeira estação de crescimento. A umidade do solo na resolução de 1 km foi comparada com a *in situ* a fim de validar os dados do satélite. O rendimento das culturas obtidos na simulação foi comparado com os fornecidos pela Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) e pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Os rendimentos assimilados foram melhorados em ambas as estações com uma melhora significativa durante a segunda temporada que foi afetada pela seca agrícola. As diferenças entre os rendimentos das culturas simulada e observadas foram 16,8% durante a primeira estação de crescimento e 4,37% durante a segunda temporada.

Assim, com base nos dados de umidade do solo obtidos por sensoriamento remoto, estudos têm sido realizados com ênfase no monitoramento de secas, relatando uma preocupação com a produtividade agrícola (Fernández *et al.*, 2016; Sánchez *et al.* 2016; González-Zamora *et al.*, 2016).

Dessa forma, esses dados satelitários se tornam uma ferramenta fundamental para estudos dessa natureza, principalmente quando aplicada a regiões que sofrem historicamente com esse fenômeno, como é o caso das regiões semiáridas que são mais susceptíveis ao processo de desertificação e totalizam cerca de 980 mil quilômetros quadrados do território brasileiro com esse risco (MMA, 2006; MMA, 2007; Sousa *et. al.*, 2008). As áreas com algum tipo de degradação representam 15,7% do território nacional, onde vivem cerca de 32 milhões de habitantes, mais de 18% da população (Marengo, 2006).

Segundo o MMA (2007), cerca de 70% das áreas secas usadas na agricultura foram degradadas, inclusive por meio da desertificação e cerca de 40% das áreas agrícolas foram bastante, ou excessivamente, degradadas nos últimos cinquenta anos pela erosão, salinização, compactação, perda de nutrientes, degradação biológica ou poluição química, o que reduz a capacidade produtiva desses ecossistemas. As terras áridas e semiáridas, embora sendo responsáveis pela produção de 25% dos alimentos mundiais, concentram a maior miséria e pobreza do planeta, localizadas principalmente nos países em desenvolvimento, que sofrem com processos de perda da produtividade agrícola e da qualidade de vida (MMA, 2007; Sousa *et. al.*, 2008).

2.5 IMPACTOS DAS CONDIÇÕES CLIMÁTICAS NAS CULTURAS AGRÍCOLAS

O Plano Nacional de Segurança Hídrica (PNSH) da ANA (2019) reforça os impactos das mudanças climáticas no ciclo hidrológico e alerta que os eventos hidrológicos críticos (secas e enchentes) poderão se tornar mais frequentes e mais intensos, devido ao aquecimento da atmosfera, de acordo com os Modelos Climáticos Globais (MCGs), poderão entre outras consequências, ocasionar mudanças nos padrões da precipitação, o que poderá afetar significativamente a disponibilidade e a distribuição temporal da vazão nos rios.

Essa redução no regime de chuvas, em especial no semiárido brasileiro tem sido apontado em estudos realizados na região (Marengo, 2008, Pereira *et al.* 2015; Silva e Azevedo, 2017), o que coloca em risco a segurança hídrica e alimentar.

Segundo o relatório do IPCC (2017), a avaliação de muitos estudos cobrindo uma ampla gama de regiões e culturas mostra que os impactos negativos da mudança climática no rendimento das culturas têm sido mais comuns do que os impactos positivos. A mudança climática afetou negativamente o rendimento do trigo e do milho para muitas regiões a nível global. Os impactos observados estão relacionados principalmente aos aspectos de produção de segurança alimentar, os resultados também evidenciam que após extremos climáticos nas

principais regiões produtoras houve uma sensibilidade dos mercados, como o aumento no preço dos alimentos.

Ainda segundo o PNSH da ANA (2019), que traz uma nova abordagem sobre segurança hídrica por meio do Índice de Segurança Hídrica (ISH) criado para retratar as diferentes dimensões (ecossistêmica, humana, econômica e de resiliência) definidas pela Organização das Nações Unidas (ONU) para a segurança hídrica, incorporando o conceito de risco aos usos da água. Nesse documento é apresentada uma projeção para 2035, o qual aponta que o Estado de Pernambuco apresenta um risco total de 91% para a produção agropecuária, devido ao baixo grau de segurança hídrica.

O relatório da Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura (FAO, 2018) abordou sobre os impactos de desastres e crises sobre a agricultura e segurança alimentar, no qual sugeriu que as secas podem causar déficits hídricos prolongados prejudicando os rendimentos das culturas, caso essas ocorram durante certos momentos do ciclo de vida da planta e evidenciou a situação da América Latina e o Caribe que apresentaram grandes perdas de produção agrícola e de rebanho no período de 2005 e 2015, o que equivaleu a um prejuízo econômico de 22 bilhões de dólares, dos quais 13 bilhões foram só na América Latina, correspondendo a 60% das perdas. Apontou ainda que a perda aumentou consideravelmente nos últimos cinco anos com picos acentuados que devastaram colheitas no Brasil em 2012.

A predominância das áreas agrícolas na região semiárida brasileira é formada por agricultura familiar, sendo a maior parte constituída de plantios em sistema de sequeiro (Alvalá *et al.* 2019). Essas áreas são muito impactadas pelos eventos de seca, isso porque são culturas que dependem exclusivamente da água das chuvas, sendo caracterizadas por baixos índices de produtividade, principalmente quando há ocorrência desses eventos. Segundo Alvalá *et al.* (2019) a agricultura de sequeiro tem grande expressão econômica e alta importância social, pois a região é densamente ocupada e contribui para o estabelecimento de comunidades no campo.

A prática da irrigação, segundo o Atlas de irrigação da ANA (2017), é imprescindível em regiões áridas e semiáridas, pois essas regiões sofrem com a escassez de água o que interfere diretamente na segurança produtiva. Esse atlas aponta ainda os potenciais benefícios da irrigação, sendo alguns deles o aumento da produtividade da ordem de 2 a 3 vezes em relação à agricultura de sequeiro, a utilização do solo durante todo o ano com até três safras ao ano; aumento na oferta e na regularidade de alimentos e outros produtos agrícolas; atenuação do fator sazonalidade climática e dos riscos de produção associados; preços mais favoráveis para

o produtor rural; maior qualidade e padronização dos produtos agrícolas, dentre outros benefícios apontados.

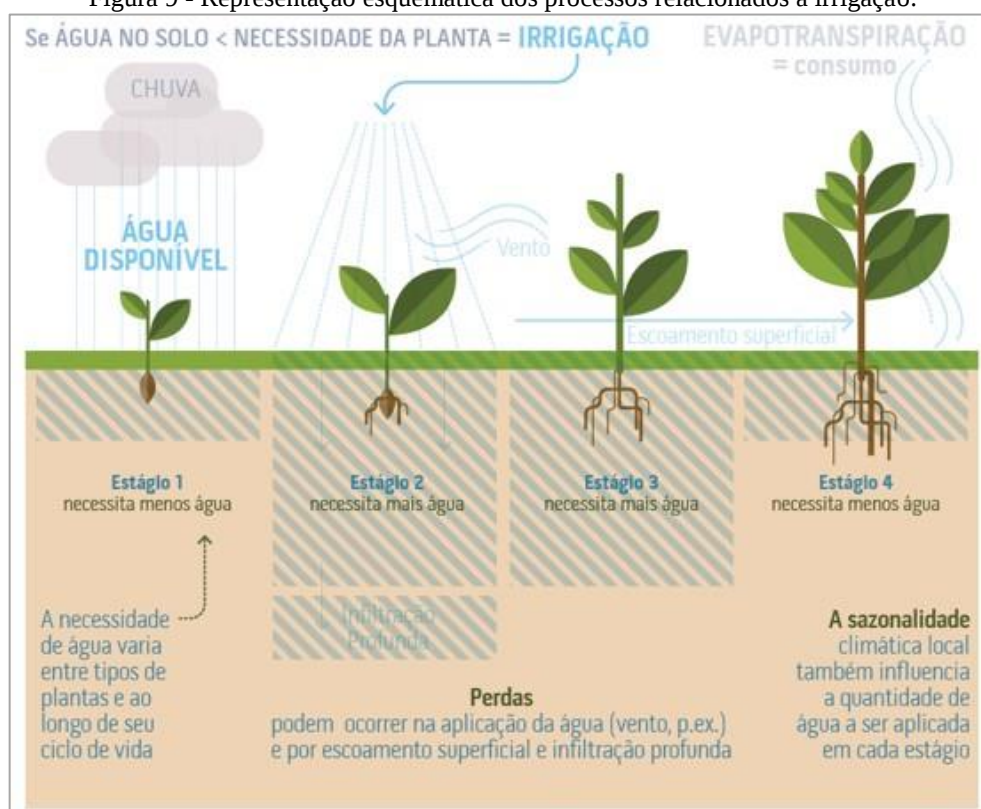
A agricultura irrigada consegue muitas vezes manter a produtividade mesmo em períodos de estiagem (Rossato *et al.*, 2017), no entanto, aumenta a demanda de água para essa finalidade, o que pode causar conflitos em relação aos usos múltiplos da água, o que reforça a importância da gestão dos recursos hídricos em especial em regiões que sofrem com a escassez hídrica (Montenegro *et al.*, 2010; Montenegro *et al.*, 2013).

A irrigação ocupa o maior uso da água no Brasil e é responsável por 46% das retiradas nos corpos hídricos e por 67% do consumo (ANA, 2017). Essa prática se intensificou no Brasil a partir das décadas de 1970 e 1980, entretanto, na região Nordeste esse processo de incorporação de áreas irrigadas ocorreu a partir da década de 1980 e em 2006, a região ultrapassou 1 milhão de hectares irrigados. No entanto, na última década, com exceção da Bahia, o levantamento realizado pela ANA (2017) apontou uma relativa estabilidade ou retração de áreas, sendo apontado como resultado da redução dos investimentos para ampliação da infraestrutura hídrica e da própria crise hídrica que atingiu a região Nordeste nos últimos anos.

Essas limitações também foram abordadas no Atlas da Seca da Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura (UNESCO) (Núñez Cobo e Verbist, 2018), apontando que o Nordeste Brasileiro (NEB) apresenta predominância de agricultura de subsistência com culturas de sequeiro e pastagem. No entanto, essa região possui um alto grau de degradação das suas terras, devido as práticas agrícolas inadequadas, além das limitações de recursos hídricos que dificultam a irrigação dessas culturas pelos agricultores familiares, o que compromete a produtividade dos seus cultivos. Segundo esse documento, a soma desses fatores torna o NEB uma região altamente vulnerável as variáveis climáticas, com ênfase nos eventos de seca.

A prática da irrigação visa suplementar o que a planta necessita, ou seja, complementar o que é fornecido pela chuva e pelo solo (Figura 9). Ainda de acordo com o Atlas de Irrigação da ANA (2017), cada cultura necessita de uma quantidade específica de água, que também varia de acordo com a sua fase de desenvolvimento e recebe influência direta do clima e local onde está sendo cultivada. Relata também a importância de conhecer a eficiência do sistema de irrigação adotado para que se estime as perdas que ocorrem entre o volume de água captado e o volume de água utilizado pela planta, para garantir o uso eficiente da água. O relatório também evidencia as potencialidades da irrigação para aumentar a produtividade das culturas principalmente nas regiões semiáridas onde predomina as áreas de sequeiro, que sofrem diretamente com os efeitos do clima, no entanto, a escassez de recursos hídricos aliados a falta de investimento na região se torna um limitante para o crescimento da produtividade agrícola.

Figura 9 - Representação esquemática dos processos relacionados à irrigação.



Fonte: ANA (2017).

Rossato *et al.* (2017) correlacionaram a produtividade das culturas, obtidas na base do Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA/IBGE), com o teor de água no solo e a precipitação durante o período de 2000 a 2012. Essa avaliação ocorreu a nível de município para o semiárido nordestino para o rendimento das culturas de arroz, feijão, mandioca e milho. Os resultados do coeficiente de correlação entre os componentes do balanço hídrico e a produtividade dessas culturas agrícolas apontaram que os melhores resultados estatísticos encontrados foram com os dados de chuvas para a maior parte da região semiárida, enquanto, o teor de água no solo apresentou valores de correlação mais baixos. Esse estudo também mostrou a resposta do rendimento dessas culturas no período abordado, que envolveu anos chuvosos e de seca, evidenciando que o ano de 2012 os Estados de Alagoas, Ceará e Paraíba registraram uma queda de até 60% na produtividade do milho, sendo o Ceará o mais afetado pelo declínio da produção de feijão, mandioca e milho, com perda de pelo menos 50% em cada cultura. O estudo também ressaltou a alta produtividade das culturas agrícolas no Estado de Sergipe e justificaram esse comportamento ao uso da irrigação adotada pelos produtores do Baixo São Francisco da região de Sergipe e das sub-regiões irrigadas, que garantiram o aumento da produção de arroz, feijão, mandioca e milho no Estado.

O atlas irrigação da ANA (2017) aborda dentre outras coisas a carência de informação sobre áreas irrigada no país e ressalta a importância dessa prática em regiões áridas e semiáridas, onde a segurança produtiva é bastante afetada pela escassez contínua de água, minimizada apenas no período mais chuvoso da região, onde algumas culturas de sequeiro ainda podem se desenvolver. No entanto, em períodos de estiagem o rendimento dessas culturas pode ser gravemente comprometido.

2.5.1 Cultura do Milho

O cultivo de milho em sequeiro é amplamente explorado no Nordeste Brasileiro pela agricultura familiar, para alimentação humana e animal (Borges *et al.*, 2014; Carvalho *et al.*, 2019). No entanto, as condições pedoclimáticas de uma região influenciam diretamente as culturas agrícolas, que dependem da natureza dos solos, da sua relação com a paisagem, do clima e das exigências da própria cultura (Barros *et al.*, 2018).

O milho é considerado uma cultura que apresenta grande exigência hídrica, apresentando pouca tolerância a falta de água e sendo necessários durante o seu ciclo entre 600 a 800 mm. No entanto, no NEB o milho é cultivado em regiões com precipitação de 400 mm anuais, o que reflete diretamente na produtividade desses cultivos sendo considerados muito baixos (Barros *et al.*, 2017; Barros *et al.*, 2018; Borges *et al.*, 2014; Carvalho *et al.*, 2019; Tabosa *et al.*, 2008).

Segundo Barros *et al.* (2005) o cultivo de milho para produção de grãos em condições de sequeiro em Pernambuco tem acumulado perdas nos locais de maior variabilidade pluviométrica e déficits hídricos mais acentuados. Por se tratar de uma cultura exigente em suprimento de água, a ocorrência de escassez na fase crítica de desenvolvimento da cultura inviabiliza a produção em alguns municípios. Nesse trabalho, os autores indicaram com base zoneamento agrícola de risco climático a delimitação de áreas com menor risco para o cultivo do milho de sequeiro na região do Sertão pernambucano. Os resultados apontaram que apenas 27 municípios dessa região apresentam período favorável ao plantio do milho, todos localizados nas regiões do Araripe e Pajeú-Moxotó e justificam que essa pequena área do Estado com aptidão para o milho se deve à pouca tolerância da cultura a estresses por déficits hídricos, associada à grande variabilidade climática do Estado que possui grande parte de seu território em ambiente semiárido. O estudo também mostrou que dependendo do tipo de solo da região esse risco se torna maior, como é o caso dos solos arenosos que possui baixa capacidade de

armazenamento de água e que resulta em deficiência hídrica no estágio crítico de desenvolvimento da cultura.

2.5.2 Cultura do Sorgo

O sorgo apresenta características xerófilas e é considerada tolerante a períodos secos, se desenvolvendo em regiões de precipitações pluviiais irregulares e temperaturas ambientais relativamente altas e durante o seu ciclo consome entre 300 e 400 mm (Barros *et al.*, 2017; Barros *et al.*, 2018, Tabosa *et al.*, 2008, Elias *et al.*, 2016). Essas características se mostram coerentes com as condições climáticas encontradas no SAB.

De acordo com Landau *et al.* (2013) a cultura do sorgo granífero representa uma alternativa importante, principalmente para a alimentação animal, mas também para a alimentação humana. Por ser tolerante a condições de estresse hídrico, permite período maior de cultivo e demanda investimentos relativamente menores que outras culturas como, por exemplo, o milho e apresenta grande potencial produtivo representando uma opção de renda para agricultores situados em diversas regiões do país. Essa pesquisa mostrou que entre 2008 e 2010, dos 64,07% das áreas plantadas com sorgo granífero no Brasil, o Nordeste concentrou apenas 12,73% das áreas nacionais destinadas para essa cultura, sendo o Estado da Bahia o que concentrou esse maior percentual com 10,26%, já o Estado de Pernambuco correspondeu apenas a 0,86%. O estudo também apontou que embora exista um grande potencial para expansão dessa cultura, observa-se que o melhor período indicado para o cultivo dessa cultura na região Nordeste coincide com o plantio da 1ª safra de milho. Esse estudo também alerta que todos os Estados em que já é plantado sorgo granífero e que possuem zoneamento de risco climático para a cultura apresentaram grande potencial para expansão do sorgo e que a área edafoclimaticamente apta para o plantio dessa cultura chega a 53% do território nacional, enquanto a área plantada anualmente nos últimos anos não ultrapassou 10%.

O estado de Pernambuco possui o Zoneamento de Aptidão Climática que foi efetuado para três distintos cenários pluviométricos: seco, regular e chuvoso. Constituindo-se em uma ferramenta de auxílio ao planejamento de atividades agrícolas, cuja concepção foi direcionada levando em conta a variabilidade climática do Nordeste (Silva *et al.*, 2001). Esse levantamento apontou 112 municípios aptos para o desenvolvimento da cultura do sorgo, principalmente na região do Sertão em anos regulares e chuvosos.

Tabosa *et al.* (2008) também apontaram o cultivo do sorgo e do milho de grande importância para o atendimento à demanda de grão para a avicultura no Estado de Pernambuco,

que é considerada a segunda cadeia produtiva mais importante do estado, no âmbito do agronegócio. No entanto, esse estudo revelou que o milho produzido em Pernambuco, não atende sequer a 20% da demanda, enquanto, o sorgo praticamente não apresenta frustração de safra, quando comparado ao milho cultivado na região semiárida. Esse estudo também avaliou essa cultura em área de sequeiro e irrigada e verificou que a média de produção obtida no ensaio conduzido sob irrigação apresentou incremento de 62% e de 48% em relação aos ensaios conduzidos sob condição de sequeiro, em Araripina, nos anos de 2006 e 2007, respectivamente. Esse resultado corrobora com Tabosa *et al.* (2010), que também sugeriu que sob condições adequadas de irrigação e de adubação, a produtividade do sorgo é elevada, o que evidencia o potencial de produção dessa cultura.

3 METODOLOGIA

Essa pesquisa foi dividida em três fases principais (Figura 10). A primeira consistiu na validação dos dados de umidade do solo do satélite SMOS com base em duas redes de observação *in situ*. A segunda fase na obtenção de índices de seca calculados a partir de produtos de sensoriamento remoto, com ênfase no índice de seca agrícola SMADI que utiliza os dados de umidade do solo no seu cálculo. A terceira e última fase consistiu na correlação entre a resposta da severidade desse índice e demais variáveis com os resultados de produtividade e área colhida para as culturas do milho e do sorgo obtidas pela CONAB e o SIDRA do IBGE a nível de estado e por região climática.

Os processamentos foram realizados por meio de rotinas computacionais e *softwares* de Sistemas de Informações Geográficas (SIG).

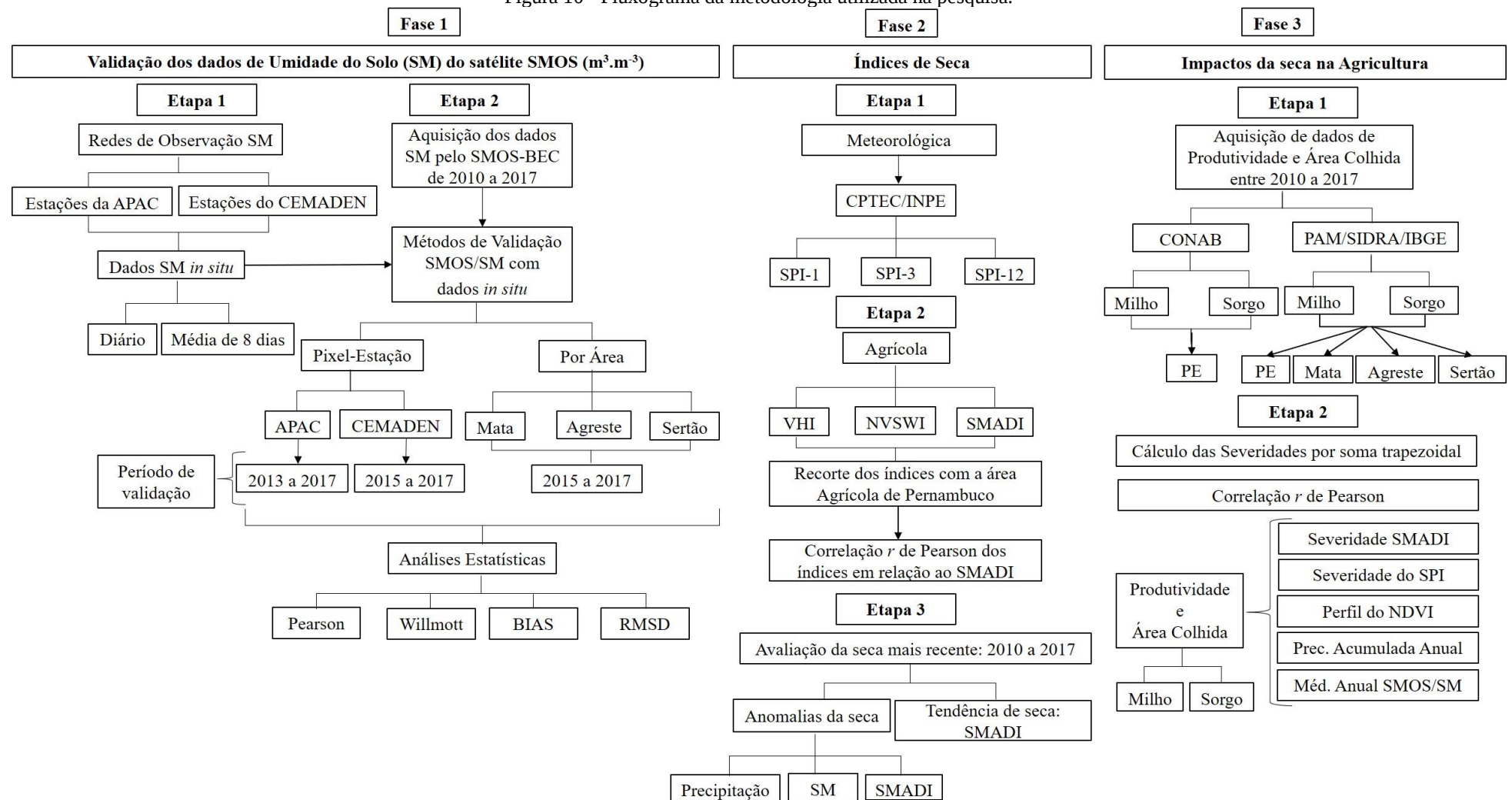
3.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo proposta na tese abrange todo o Estado de Pernambuco, situada na região Nordeste do Brasil. Pernambuco está limitado entre as latitudes 7° e 10° sul e longitudes 34° e 42° oeste, contabilizando uma área de aproximadamente 98.281km² (Figura 11).

Possui clima tropical, onde as temperaturas são elevadas durante todo o ano, com temperaturas médias anuais que variam entre 25°C a 31°C. As precipitações pluviométricas não são uniformemente repartidas, sendo mais abundantes no litoral, reduzindo-se à proporção que se dirigem para oeste. No sentido leste-oeste alonga-se consideravelmente, chegando a 784 km de extensão. Essa projeção para oeste faz com que aproximadamente 80% de seu território esteja situado em região de clima semiárido, onde as chuvas são poucas e irregulares, ocorrendo, periodicamente, o fenômeno das secas (CONDEPE/FIDEM, 2006).

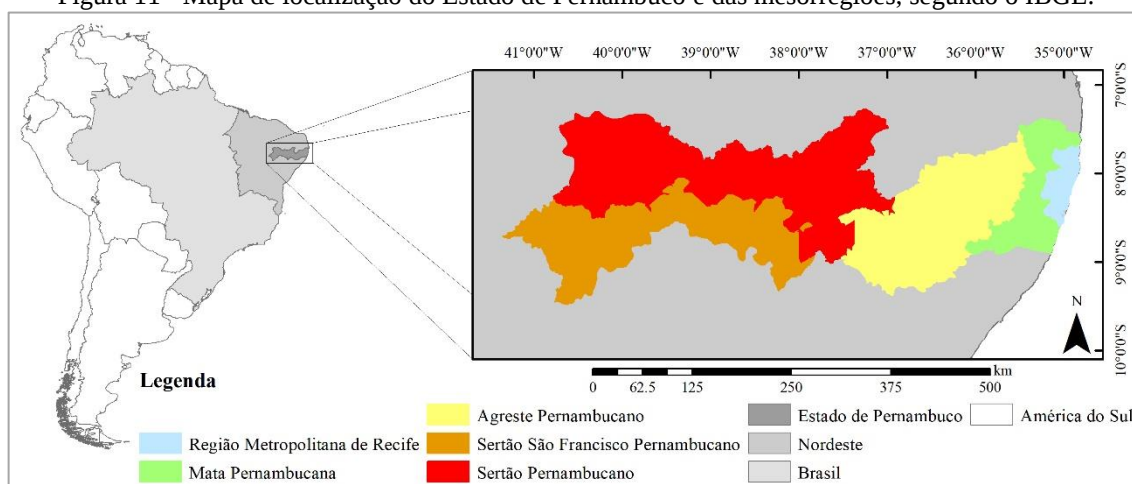
Em decorrência da amplitude longitudinal e da diversidade de paisagens e da organização do espaço, o IBGE dividiu o Estado de Pernambuco em cinco Mesorregiões: Metropolitana de Recife, Mata, Agreste, Sertão do São Francisco e Sertão Pernambucano. Dessas, as três últimas mesorregiões estão inseridas no polígono das secas correspondendo a 88,84% do Estado, sendo o Sertão a área mais crítica, onde estão situados 41 municípios (Sobel *et al*, 2009) (Figura 11).

Figura 10 - Fluxograma da metodologia utilizada na pesquisa.



Fonte: A autora (2019).

Figura 11 - Mapa de localização do Estado de Pernambuco e das mesorregiões, segundo o IBGE.



Fonte: Souza *et al.* (2018).

As Mesorregiões Metropolitana do Recife e Mata são as menores dentre as cinco regiões, mas são as que apresentam maior potencial econômico e demográfico. A economia da região da Mata está concentrada na agroindústria canavieira, na fruticultura (manga, goiaba, sapoti, jaca, acerola, maracujá), inhame e mandioca (EMBRAPA, 2000). A vegetação predominante é característica do bioma Mata Atlântica, o clima é do tipo tropical quente e úmido, precipitações pluviométricas abundantes, variando entre 800 mm a mais de 2.000 mm anuais, a rede hidrográfica nessa região é perene e os solos arenosos da faixa litorânea dão lugar aos solos argilosos das encostas dos morros (Bitoun *et al*, 2012; CONDEPE/FIDEM, 2006; Pernambuco, 2017).

A Mesorregião do Agreste possui uma extensão de aproximadamente 24 mil km² abrangendo 71 municípios pernambucanos. É uma área de transição entre a região da Mata e o Sertão e está localizada inteiramente sobre o planalto da Borborema e apresenta climas que vão do tropical úmido da Mata ao semiárido do Sertão. Nas regiões de maiores altitudes apresentam regiões de microclimas que favorecem a atividade agrícola, como o cultivo de lavouras de milho, feijão e mandioca, contribuindo também para uma maior densidade demográfica. Já nas áreas mais secas a vegetação é característica do bioma caatinga (CONDEPE/FIDEM, 2006; Sobel *et al*, 2009).

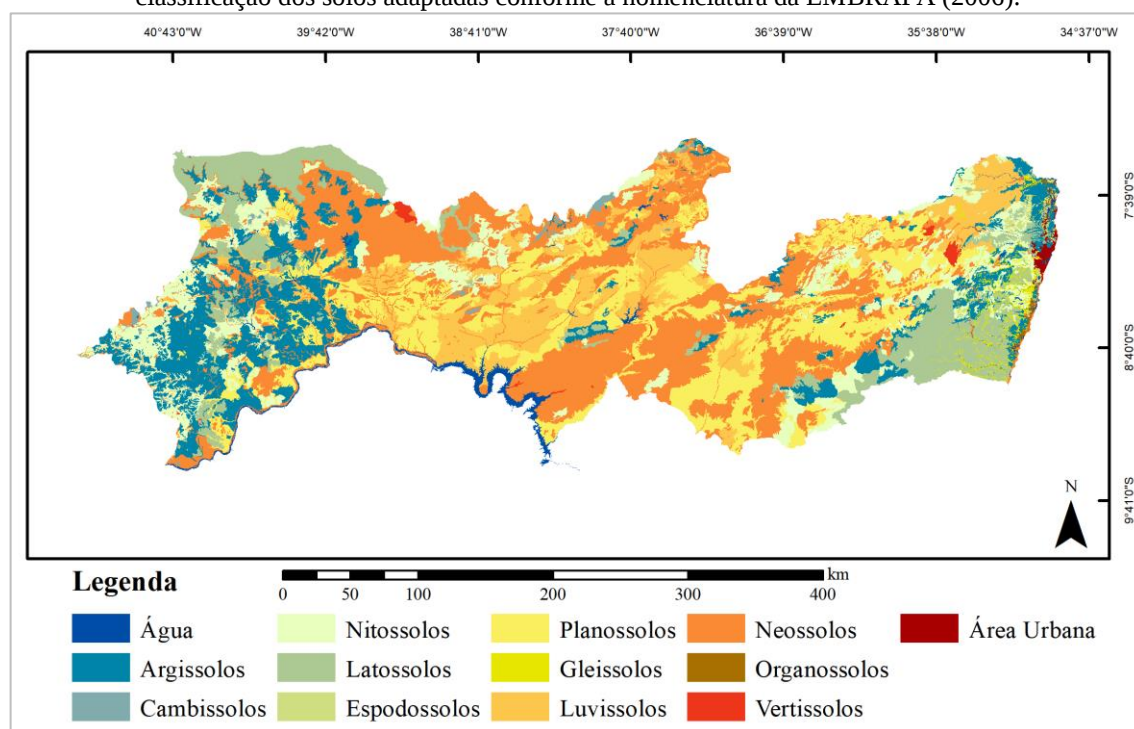
A mesorregião do São Francisco Pernambucano é banhada pela margem esquerda do rio São Francisco, o que favorece a agricultura irrigada e o aumento do potencial agrícola da região, permitindo que o Estado de Pernambuco seja um dos maiores produtores e exportadores de frutas do país, onde está situada a microrregião de Petrolina. A vegetação nativa é típica do bioma caatinga, os índices pluviométricos anuais estão entre 400 mm e 800 mm e o clima é semiárido (Sobel *et al*, 2009).

O Sertão Pernambucano situa-se inteiramente na região semiárida, o clima é quente e seco, com temperaturas elevadas, chuvas irregulares ao longo do ano e rios intermitentes. Os solos dessa região são rasos com presença de grandes florações rochosas (CONDEPE/FIDEM, 2006; Sobel *et al*, 2009).

Nessas duas últimas mesorregiões está situado o núcleo de desertificação Cabrobó, no qual grande parte da região apresenta solos muito rasos e pedregosos, com baixa retenção de água, assim como precipitação média anual de 500 mm (SÁ *et al.*, 2006).

Os solos mais expressivos do Estado de Pernambuco são: Neossolos, Planossolos, Argilossolos, Nitossolos e Luvisolos (Figura 12).

Figura 12 - Mapa de solos para o Estado de Pernambuco realizado pelo ZAPE na escala de 1:100.000, com classificação dos solos adaptadas conforme a nomenclatura da EMBRAPA (2006).



Fonte: A autora (2019).

As terras localizadas nas mesorregiões do São Francisco e Sertão pernambucano predominam os Neossolos, Latossolos, Argissolos e Luvisolos. Os solos situados no Agreste do Estado encontram-se ocorrências Planossolos, Neossolos e Nitossolos, que têm no geral potencial de aproveitamento econômico com pastagem e com agricultura. A região localizada na mesorregião da Mata, apresenta solos mais desenvolvidos (Latossolos, Nitossolos, Luvisolos e Argissolos), esses solos são cultivados com cana-de-açúcar e pequenas áreas de pastagens (CONDEPE/FIDEM, 2006; EMBRAPA, 2006).

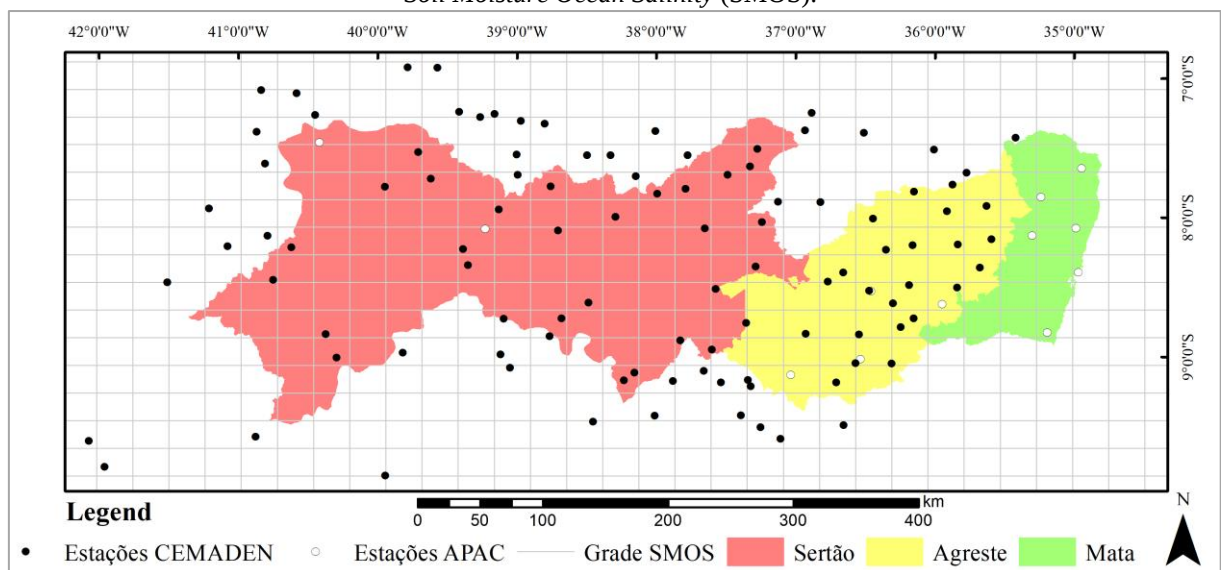
Conforme realizado por Souza *et al.* (2018) as cinco mesorregiões foram agrupadas em três para avaliar o índice de seca no Estado, de acordo com as suas características climáticas. A região 1 abrange a região metropolitana de Recife e a Mata, a região 2 é representada pelo Agreste e a região 3 abrange a mesorregião do São Francisco e Sertão pernambucano (Figura 13). Também foi dada ênfase na avaliação da seca no núcleo de desertificação Cabrobó.

3.2 DADOS OBSERVADOS DE UMIDADE DO SOLO

A precipitação e a umidade do solo das bases de dados *in situ* foram utilizadas para a validação dos dados de umidade do solo MIRAS-SMOS. Para isso, foram usadas duas redes de observação: a Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) com 12 estações e o Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais (CEMADEN) com 104 estações, sendo 52 dessas inseridas dentro da área de estudo.

As bases de dados foram de tamanhos diferentes: as séries de estações do CEMADEN cobriram o período de julho de 2015 a julho de 2017, enquanto as da APAC incluíram o período de maio de 2013 a novembro de 2017. O número total de estações foi de 116 para as duas redes. Destes, 64 foram utilizados na comparação pixel-estação (localizada no interior de Pernambuco) e 116 usados na validação por área, que levou em consideração a região climática (localizada dentro e próximo ao limite de Pernambuco) (Figura 13).

Figura 13 - Distribuição espacial das estações de umidade do solo no Estado de Pernambuco e a grade do satélite *Soil Moisture Ocean Salinity* (SMOS).



Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018).

3.2.1 APAC

A APAC possui doze estações de umidade do solo distribuídas no Estado, instaladas a partir do ano de 2013 (Figura 13), tendo a previsão de instalação de mais 20 unidades.

O sensor dessas estações é do modelo PR2/4 fabricado pela Delta-TDevices, que permite a coleta em três profundidades diferentes (10, 20 e 40 cm). O pente instalado na vertical coleta a umidade do solo e na horizontal a temperatura, que possui precisão entre 0°C e 40 °C.

A acurácia do sensor está especificada entre 0 a 0,4 m³·m⁻³, quando usada a calibração básica fornecida levando em consideração a estimativa da composição do solo (mineral ou orgânico), essa acurácia pode chegar a ± 0,04 m³·m⁻³ a uma temperatura entre 0°C e 40 °C. Os equipamentos apresentam duas opções de valores padronizados, uma para solos minerais e outro para solos orgânicos. A incerteza é de 0,06 m³/m³. Após a calibração a fabricante estima que o erro seja de 0,05 m³·m⁻³.

Os sensores da APAC exibem resultados em volts, sendo necessária a conversão para unidade volumétrica. Segundo o manual do sensor Delta-TDevices (2008) essa conversão é feita por meio da aplicação das equações polinomiais ou *offset* e também devem estar de acordo com a escolha do tipo de solo no momento da instalação.

Para selecionar qual a melhor equação para realizar as conversões para cada estação foi aplicada para cada uma delas a equação polinomial e a *slope and offset*. Como não foi definido pela APAC o tipo de solo no momento da instalação do equipamento, a equação que apresentou a melhor resposta estatisticamente, dentre as quatro possibilidades existentes, já que cada equação foi aplicada para solo mineral e orgânico, essa foi a selecionada para a estação de interesse e assim foi definida a equação utilizada para cada estação.

A equação polinomial para solo mineral está descrita na Equação 1 e para solo orgânico na Equação 2.

$$\theta_{min} = -0,057 - 0,66V + 8,00V^2 - 27,91V^3 + 49,23V^4 - 42,46V^5 + 14,47V^6 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \quad (1)$$

$$\theta_{org} = -0,023 - 0,72V + 8,72V^2 - 30,44V^3 + 53,71V^4 - 46,32V^5 + 15,78V^6 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \quad (2)$$

em que V é o valor coletado pela estação de umidade do solo medido em volts.

A equação *slope and offset* para solo mineral está representada na Equação 3 e para solo orgânico na Equação 4.

$$Y_{min} = 0,528V - 0,146 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \quad (3)$$

$$Y_{org} = 0,575V - 0,121 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \quad (4)$$

em que V é o valor medido pela estação de umidade do solo em volts.

O tempo de resposta do equipamento é menor que 0,5 segundos, mas os valores coletados são horários. Para esse trabalho, o intervalo de tempo considerado foi o dado diário e a média de oito dias. Também foi utilizada apenas a umidade do solo com 10 cm de profundidade, já que a finalidade foi a validação dos dados do satélite SMOS. O número de amostras da série temporal da APAC variou entre 353 a 1334 e 107 a 208 para os intervalos de tempo de um dia e oito dias, respectivamente (Souza *et al.*, 2018).

Os dados de chuva foram coletados pelo pluviômetro da marca Campbell, modelo TB4.

3.2.2 CEMADEN

As redes do CEMADEN cobrem o semiárido brasileiro com medidas coletadas desde 2015 de dois conjuntos de equipamentos: estações Aqua e Agro, ou seja, o primeiro tipo por sensores instalados em duas profundidades (10 e 20 cm) e o segundo em quatro profundidades (10, 20, 30 e 40 cm), utilizando modelo EC-5 produzido pela Decagon Devices (precisão de $0,03 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$). Ambos os sensores podem coletar dados a cada hora, mas eles foram definidos para este trabalho em intervalos de tempo diários e de oito dias. Para a análise, 104 estações das redes do CEMADEN foram selecionadas para caracterizar a umidade do solo, sendo 52 delas inseridas no Estado de Pernambuco e a outra metade próximas ao limite do Estado (Figura 13). Para ambas as redes, a comparação com os dados do SMOS foi concluída considerando apenas valores retirados da profundidade de 10 cm, uma vez que o satélite só é capaz de obter informações da superfície do solo.

Outra diferença entre as estações Aqua e Agro é que o primeiro tipo de estação coleta apenas dados de precipitação e umidade do solo e o segundo coletam além desses, outros parâmetros como: temperatura do solo e do ar, direção e velocidade do vento, umidade relativa do ar, radiação solar, dentre outros.

O número de amostras da série temporal das estações do CEMADEN foi de 34 a 661 (para intervalo de tempo diário) e de 11 a 96 (oito dias) (Souza, *et al.*, 2018).

Os dados de chuva dessas estações são coletados pelo pluviômetro fabricado pela dualBASE Tecnologia, modelo PluvDB, já as estações Agro, o pluviômetro é TB-6, *Hydrological Services Pty Ltd*, Australia.

3.2.3 Consistência dos dados observados

Os dados de umidade do solo e da precipitação das Plataformas de coleta de dados (PCDs) utilizadas, oriundas da APAC e CEMADEN, tiveram a consistência analisada de forma individualizada, verificando a presença de valores negativos, valores de umidade do solo muito altos para o tipo de solo da região que a PCD foi instalada e valores de precipitação que não condiziam com a umidade do solo registrada pelo sensor e vice-versa. Para isso foi criada uma rotina em VBA no Excel a fim de filtrar as inconsistências entre umidade do solo e a precipitação.

Após a correção dos dados de precipitação, foi realizada a comparação entre os dados obtidos *in situ* e os dados obtidos pelo SMOS. Dessa forma, foi analisada a correlação entre as umidades do solo. A comparação entre esses dados foi feita para validar a umidade do solo obtida pelo sensor do satélite com o objetivo de verificar se os dados obtidos pelas PCDs e os obtidos pelo SMOS possuem relação estatística significativa.

3.3 DADOS SMOS

Os produtos do satélite utilizados nesse trabalho são os dados de umidade do solo ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$) na versão L3, v002, na resolução espacial de 25 km e resolução temporal de 1 dia pertencente ao *SMOS Barcelona Expert Center* (SMOS BEC) disponibilizado gratuitamente no seu portal (<http://cp34-bec.cmima.csic.es/data/data-access/>). Esses produtos foram gerados a partir do Produto de Dados do Usuário de Umidade do Solo L2 (UDP) fornecido pela ESA. Os produtos L2 foram filtrados para descartar valores não confiáveis, como umidade negativa do solo e um Índice de Qualidade de Dados superior a 0,07 (González-Zamora, *et al.*, 2015; Kerr *et al.*, 2010; Loew e Schlenz, 2011). A análise apresentada aqui utilizou dados diários e, em seguida, calculou-se a média de oito dias (Sánchez *et al.*, 2016).

O satélite SMOS possui órbita sol-síncrona e usa um radiômetro interferométrico, que é o processo pelo qual as imagens de um mesmo local no terreno são registradas por antenas em diferentes localizações ou tempos diferentes, o que permite medidas muito precisas sobre o deslocamento de qualquer ponto específico na imagem (JENSEN, 2009). Esse radiômetro opera na banda L para medir a temperatura de brilho e então estimar a umidade do solo e trabalha em

duas órbitas, ascendente e descendente (Louvet, *et al.*, 2015). Na órbita ascendente (o sensor se move no sentido sul para o norte) passa no equador às 6 horas da manhã e na descendente (o sensor se move no sentido norte para o sul) às 6 horas da noite (Piles *et. al.*, 2014; SMOS - BEC, 2016).

Neste trabalho foi realizada a união dessas duas órbitas de três formas diferentes. A primeira situação se deu quando ocorreu o registro de dados em ambas as órbitas, sendo realizada a média desses valores medidos. Quando o registro foi feito em apenas em uma das órbitas e na outra não havia dados foi considerado apenas o valor disponível, mas quando em ambas as órbitas não houve valor algum, o valor diário de umidade do solo foi denominado como falha.

Os dados de umidade do solo obtidos pelo satélite foram analisados diariamente e realizada a média de oito dias, a fim de convertê-los para a mesma resolução temporal dos produtos MODIS que também foram utilizados neste trabalho. Esses dados de umidade do solo foram validados por duas redes de observação de umidade do solo, APAC e CEMADEN, totalizando 116 estações utilizadas nesse processo, com dados coletados na profundidade de 10 cm.

A umidade do solo pode variar significativamente com a profundidade. Segundo Escorihuela *et al.* (2010), a profundidade de amostragem vertical das observações da banda SMOS L é geralmente assumida na ordem de 2,5 a 3,5 cm. O SMOS mede a temperatura de brilho, que é uma função da emissividade e, portanto, uma função da umidade do solo próxima à superfície (0-5 cm de profundidade). Dias com precipitação podem afetar as recuperações do SMOS devido a um encurtamento da profundidade de detecção (Jackson *et al.*, 2012).

Como apontado por Jackson *et al.* (2012), um conjunto de dados de umidade *in situ* ideal para validar as demandas de umidade do solo deve obter observações da camada superficial a uma profundidade de 5 cm, a umidade do perfil de 0-100 cm e medições meteorológicas adicionais com cobertura sobre numerosos domínios em uma variedade de regiões climáticas e geográficas. Poucas bases atualmente disponíveis atendem a todos esses requisitos. A umidade do solo na superfície de 1 a 15 cm apresenta grande variação e dependências do ambiente predominante, uma vez que o solo ganha ou perde diretamente a umidade devido à chuva ou à evaporação.

De fato, os satélites que medem a radiação de micro-ondas com a banda L são sensíveis à umidade do solo na superfície, que, em alguns casos, pode ser inferior a 5 cm. A profundidade do solo que contribui para a observação do radiômetro torna-se superficial quando a superfície próxima está molhada. Isso pode ocorrer durante e logo após um evento de precipitação. Após

algum tempo decorrido, o perfil de umidade do solo torna-se mais uniforme (isto é, a umidade na superfície será mais ou menos consistente ao longo do perfil de 0 a 5 cm do solo) (Jackson *et al.*, 2012 e Escorihuela *et al.*, 2010). Essa diferença na profundidade de detecção deve ser entendida pelos usuários. Após grandes eventos de precipitação, a medição SMOS pode representar uma camada de contribuição mais fina.

Considerando que a rede observacional de monitoramento da umidade do solo na região semiárida do Brasil utilizada para a validação dos dados SMOS foi estabelecida para obter informações relevantes para uso na modelagem da produtividade agrícola, fazendo medições *in situ* a partir da camada de 10 cm e não na mais superficial (0-5 cm), como coletada pelos sensores remotos em micro-ondas passivas. Vale ressaltar, que a precipitação média anual no semiárido não é alta, a variabilidade na umidade a uma profundidade de 5 cm não é significativa quando comparada à profundidade de 10 cm, mostrando que esses dados observados podem ser utilizados para a validação dos dados estimados pelo satélite. Já para a região da Mata pernambucana, que apresenta alta precipitação anual, os dados observados coletados na profundidade de 10 cm podem apresentar diferenças quando comparadas a camada mais superficial do solo.

3.4 VALIDAÇÃO DOS DADOS SMOS A PARTIR DOS DADOS OBSERVADOS

As validações dos dados de umidade do solo do satélite SMOS foram realizadas de duas formas diferentes de modo a assegurar a representação dos dados estimados pelo satélite.

Sánchez *et al.* (2012) e Jackson *et al.* (2006) defendem que um programa robusto de validação deve considerar tantos tipos de comparação quanto possível e fornecer dados de umidade do solo realmente representativos. No presente trabalho, dois métodos de comparação foram considerados. Primeiramente foi considerado o uso dos valores do par pixel-estação, que consistiu em comparar os dados do pixel com a estação onde está localizada. Nos casos em que duas estações estavam disponíveis no mesmo pixel, além da avaliação do par pixel-estação, também foi feita uma comparação com a média dos dois valores em relação ao pixel. O segundo método de comparação utilizado envolveu a média da umidade do solo para as três áreas selecionadas de acordo com as condições climáticas da região.

3.4.1 Validação por área

A validação por área consistiu na realização da média de todos os pixels para os dados diários e oito dias por região climática. Conforme realizado por Souza *et al.* (2018) as cinco mesorregiões definidas pelo IBGE foram agrupadas em três para realizar a validação dos dados estimados do satélite levando em consideração as características climáticas da área de estudo. A região 1 abrange a região metropolitana de Recife e a Mata, a região 2 é representada pelo Agreste e a região 3 abrange a mesorregião do Sertão do São Francisco e Sertão Pernambucano (Figura 13).

O método da distância inversa ponderada (IDW) foi utilizado para interpolar a umidade do solo a partir dos dados das 116 estações selecionadas nas duas redes de observação utilizadas para calcular a média das três regiões para os dados *in situ*, adotadas no período de julho de 2015 a julho de 2017. Este método foi escolhido devido à sua simplicidade e eficiência demonstrada em aplicações que visavam interpolar dados de umidade do solo (Chen *et al.*, 2017; Perry e Niemann, 2008). O resultado da interpolação é uma varredura onde cada pixel recebe um valor de umidade do solo determinado pela Equação 5:

$$SM_{INT} = \frac{\sum_{i=1}^n SM_i \cdot 1/d_i^2}{\sum_{i=1}^n 1/d_i^2} \quad (5)$$

em que SM_{INT} é o valor da umidade do solo interpolada no pixel (x, y), d_i é a distância entre a estação i e o centro do pixel (x, y), SM_i é o valor da umidade do solo na estação i , e n é o número de estações usadas no cálculo do SM .

O número de estações usadas na Equação 5 foi definido com base no raio de influência em cada pixel. Primeiramente, a distância da estação mais próxima ao centro do pixel (d_{min}) foi calculada. O raio de influência foi igual a d_{min} multiplicado por dois.

3.4.2 Validação pixel-estação

As validações realizadas pelo método pixel-estação foram realizadas apenas para estações situadas dentro do Estado de Pernambuco. Assim, foram utilizadas 64 estações nesse procedimento, sendo 12 estações da APAC e 52 estações do CEMADEN.

As validações ocorreram relacionando as células, representada pelos pixels na resolução espacial de 25 km do MIRAS/SMOS e os pontos, representado pelas estações de

umidade do solo da APAC (Figura 14) e do CEMADEN (Figura 15). Para a extração dos dados de umidade do solo do MIRAS/SMOS onde estavam localizadas as estações foi utilizada uma rotina criada no *software* OpenGrADS, versão 2.0.a9. Nos casos em que foi identificado mais de uma estação localizada em um mesmo pixel, também foi realizada a média dos valores observados e posteriormente comparados ao valor do pixel.

3.4.3 Análises Estatísticas

Para avaliar a comparação entre os dados *in situ* e os dados do satélite SMOS nível L3 foram realizadas análises estatísticas pelo o coeficiente de correlação (r de Pearson), o índice de concordância de Willmott (WILLMOTT *et al.* 1985), BIAS e o Desvio Quadrático Médio (RMSD).

O método de Pearson (r) (Equação 6) propõe um sistema de distribuições de probabilidades, que indica o grau da relação existente entre duas variáveis. A determinação desse coeficiente é efetuada por meio da seguinte equação:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

em que: r é o coeficiente de correlação de Pearson, adimensional; $x_1, x_2, \dots, x_n$, e $y_1, y_2, \dots, y_n$; são os valores medidos de ambas as variáveis. Esse coeficiente varia entre -1 e 1, quanto mais próximo de 1 melhor será a correlação entre as amostras, podendo ser positiva ou negativa. O primeiro caso acontecerá se à medida que o x crescer o y também crescer e será negativa caso à medida que x crescer o y decrescer. Já se r for igual a zero, não existirá nenhuma associação linear (Lima *et. al.*, 2012; Shimakura, 2006).

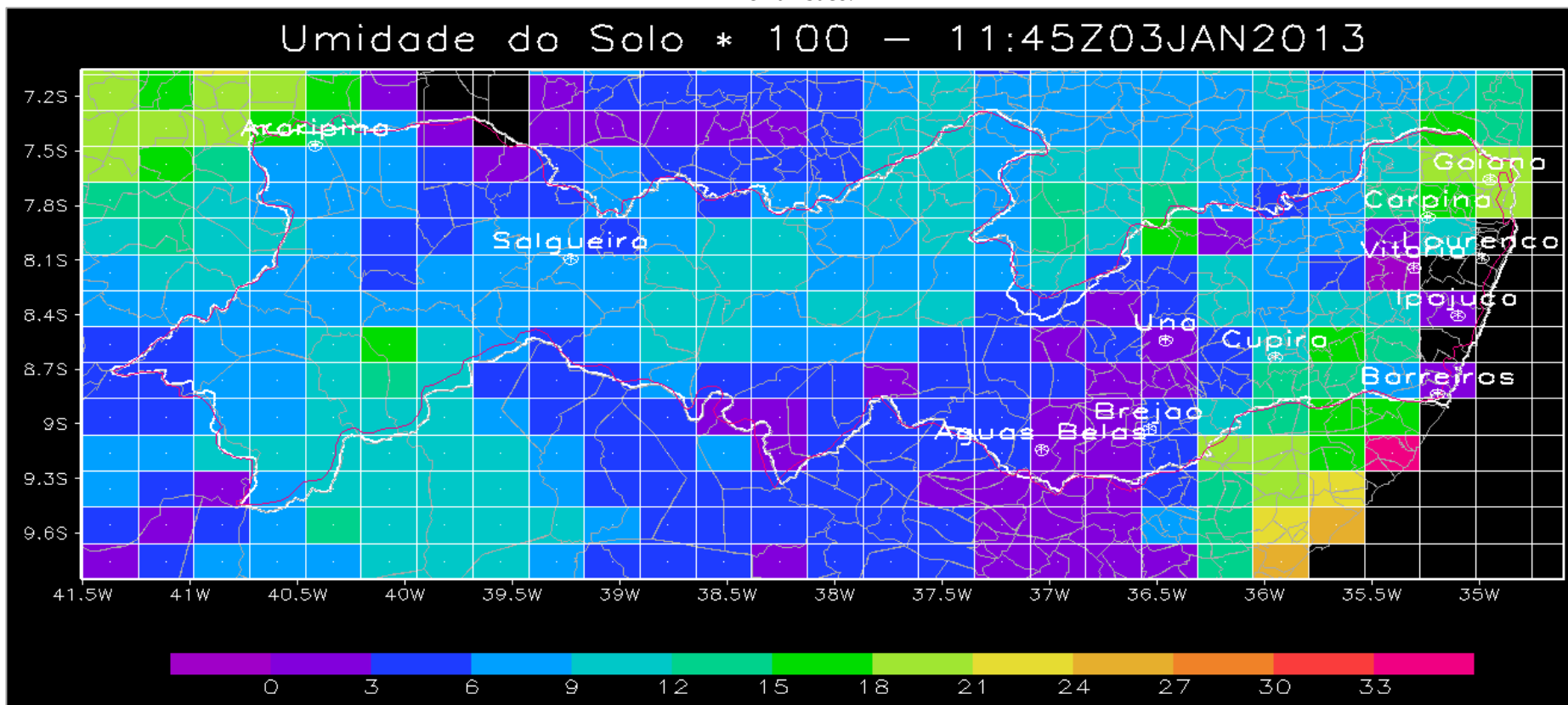
Os valores de coeficientes de correlação de Pearson (r) encontrados foram classificados de acordo com os critérios adotados por Shimakura (2006), apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Classificação das correlações de acordo com o coeficiente de correlação.

Coeficiente de Correlação (r) (+ ou -)	Correlação
0,00 - 0,19	Muito fraca
0,20 - 0,39	Fraca
0,40 - 0,69	Moderada
0,70 - 0,89	Forte
0,90 - 1,00	Muito forte

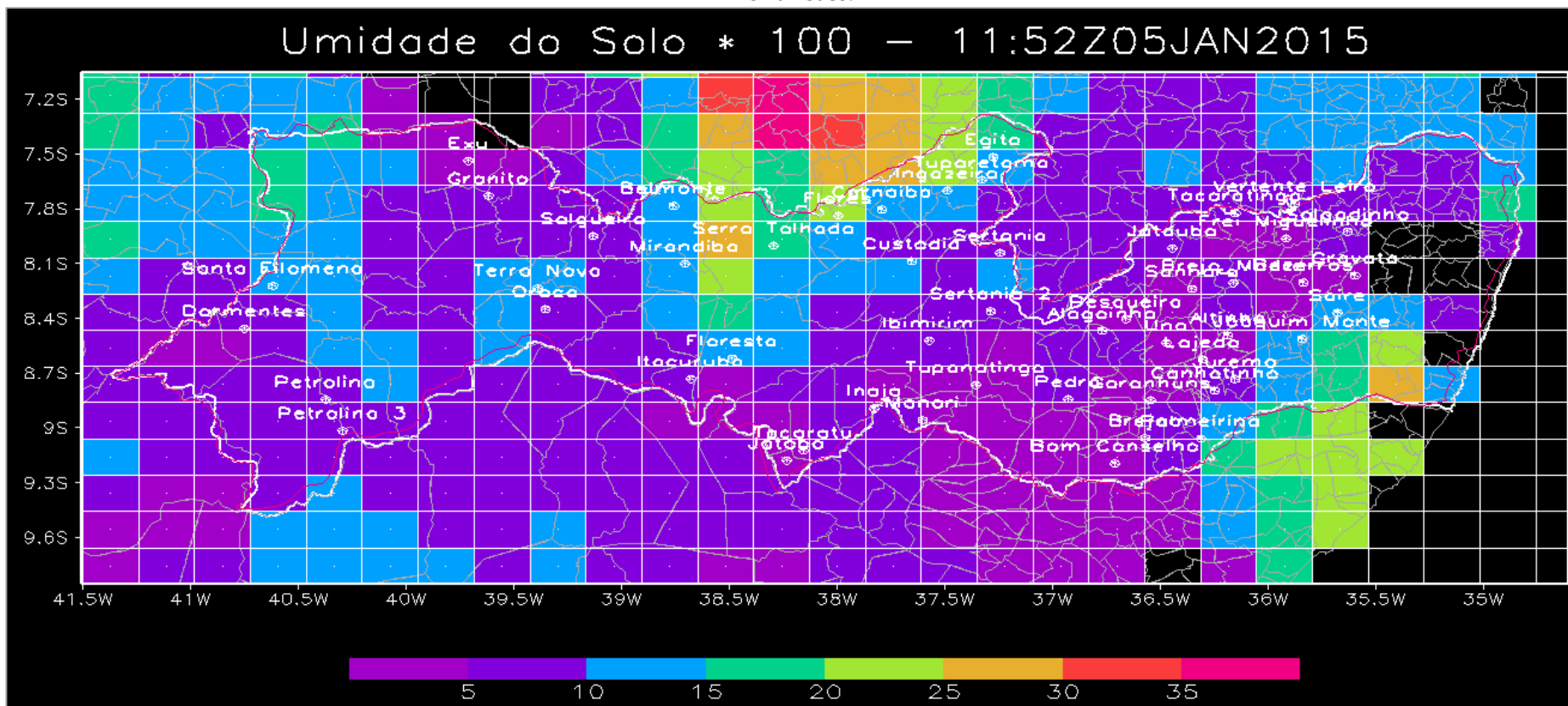
Fonte: Shimakura (2006).

Figura 14 - Distribuição das estações de umidade do solo da APAC, representados em pontos, e o produto MIRAS/SMOS, representada por células, para o Estado de Pernambuco.



Fonte: A autora (2019).

Figura 15 - Distribuição das estações de umidade do solo do CEMADEN, representados em pontos, e o produto MIRAS/SMOS, representada por células, para o Estado de Pernambuco.



Fonte: A autora (2019).

O índice de concordância de Willmott (Equação 7) indica o grau de afastamento dos valores estimados em relação aos dados observados, avaliando a relação média entre os dados estimados, observados e a reta 1:1. Os valores do coeficiente d variam entre 0 e 1. Quanto mais próximo de 1, maior a concordância entre os dados estimados e observados. Esse índice é dado pela seguinte equação (Lima *et. al.*, 2012; Willmott, 1985).

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|E_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \right] \quad (7)$$

em que: d , é o índice de exatidão, adimensional; E_i , é o valor estimado; O_i , é o valor observado; $\bar{O}$, é a média dos valores observados; e, n é o número de observações.

Os critérios de BIAS e RMSD envolvem a obtenção da diferença entre os dados de umidade do solo *in situ* e os dados estimados pelo satélite. O BIAS é usado para medir a tendência do satélite em superestimar ou subestimar a umidade do solo em relação aos dados observados. Este critério pode ser afetado por erros negativos e positivos com a mesma magnitude que resultam em uma compensação pelos erros (Equação 8). O uso do RMSD ajuda a demonstrar uma magnitude mais realista de discordância entre os dados (Equação 9) (Kerr, 2007; Loew e Schlenz, 2011). Em ambos os casos, quanto mais próximo o valor for de 0, melhor será o desempenho dessa estatística.

$$\text{BIAS} = \frac{\sum_{i=1}^n (SM_{SMOS,i} - SM_{INSITU,i})}{n} \quad (8)$$

$$\text{RMSD} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (SM_{SMOS,i} - SM_{INSITU,i})^2}{n}} \quad (9)$$

3.5 ÍNDICES DE SECA

Os índices de seca são usados para identificar, classificar e monitorar esse fenômeno. Eles permitem a avaliação quantitativa da intensidade, duração e extensão espacial de condições climáticas anômalas e, portanto, dão suporte a sistemas de tomada de decisão (Sánchez *et. al.*, 2016).

Esses podem ser classificados como índices de precipitação, de umidade do solo e de aridez (Szép, *et. al.*, 2005) e envolvem uma série de indicadores para obter uma

caracterização completa da seca em uma dada área. Segundo Sousa Júnior e Lacruz (2015) para analisar a seca, diferentes métodos têm sido desenvolvidos fundamentados na evolução de algumas variáveis climáticas, ambientais e econômicas como, por exemplo, a precipitação, a umidade do solo, a temperatura, a produção agrícola, a evapotranspiração, os níveis de água nos corpos d'água, dentre outros. O caminho mais comum para esse monitoramento por métodos tradicionais ou por sensoriamento remoto são pelos índices de seca (Ortega-Gaucin, 2012).

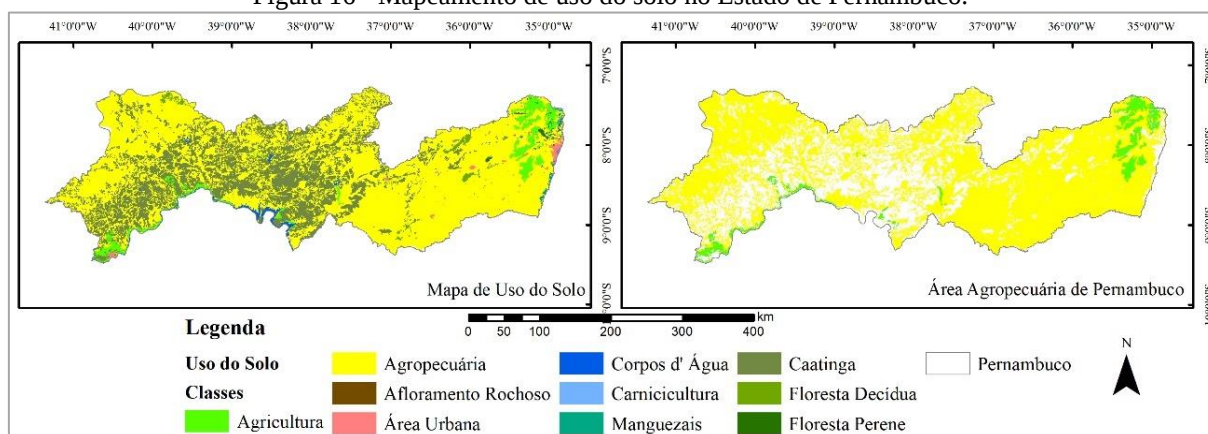
Nesta pesquisa, trabalhou-se com os índices meteorológico e agrícolas. No primeiro caso o índice utilizado foi o SPI e no segundo foram o VHI, o NVSWI e o SMADI obtidos a partir de produtos de sensoriamento remoto. O SPI também pode ser utilizado como um índice agrícola ou hidrológico, o que vai determinar o tipo de seca é a escala de tempo variável (Sousa Júnior e Lacruz, 2015).

Todos os índices agrícolas utilizados na pesquisa e os cálculos estatísticos realizados foram obtidos para as regiões agropecuárias do Estado de Pernambuco (Figura 14), segundo o mapeamento de uso do solo realizado por Vieira *et al.* (2013) para a região Nordeste do Brasil (NEB) na escala de 1:250.000 e elaborados a partir de imagens dos sensores TM (*Thematic Mapper*) e ETM⁺ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*) do satélite LANDSAT 5 e 7, respectivamente, com resolução espacial de 30 m. Nesse levantamento foram utilizados como base auxiliar os mapas de vegetação do Projeto de Vegetação – ProVeg-NEB (INPE, 2006), e do Projeto PROBIO (MMA, 2007), ambos na escala de 1:250.000, também foram utilizados os mapas de vegetação do Projeto RadamBrasil (RadamBrasil, 1986) (escala 1:1.000.000), do IBGE (IBGE, 2004) (escala 1:5.000.000) e as imagens de alta resolução disponibilizadas pelo Google Earth (MCTIC, 2012).

As classes de uso do solo definidas nesse levantamento para o NEB foram: floresta perene, floresta decídua, corpos d'água, área urbana, agropecuária, afloramento rochoso, cerrado, caatinga, pioneira fluvial (manguezais) e agricultura (Figura 16).

Segundo esse mapeamento, as áreas destinadas para agricultura e agropecuária no Estado de Pernambuco correspondem ao total de 70.310,23 km², ou seja, 71,54% da área de estudo (Souza *et al.*, 2018). Essa grande proporção de terras usadas para agricultura torna o Estado de Pernambuco vulnerável aos impactos da seca.

Figura 16 - Mapeamento de uso do solo no Estado de Pernambuco.



Fonte: Adaptado de Vieira *et al.* (2013).

3.5.1 Índice de Precipitação Padronizado (SPI)

Para obter informações sobre a distribuição dos meses com ocorrência de seca/umidade na área proposta e no período proposto foi analisado o Índice de Precipitação Padronizado (SPI). Esse é um índice meteorológico aplicado aos dados de precipitação e tem por finalidade obter uma precipitação normalizada, que mostre o quanto um dado valor de altura de chuva se distâcia da média, em função do desvio-padrão de uma série de dados, fundamentando-se assim na distribuição normal padrão.

Para calcular o SPI deve-se previamente definir a escala de tempo a ser adotada, que normalmente é de 1, 3, 6, 12, 24 ou 48 meses, isso dependerá do tipo de análise a ser realizada. Nesta pesquisa, foram utilizadas as escalas: mensal, trimestral e anual. Os SPI-1, SPI-3 e SPI-12 foram obtidos junto ao Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos/ Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (CPTEC/INPE) para o período de 1961 a 2017. Os dados de precipitação utilizados para obtenção do SPI são provenientes de diferentes fontes, como dados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE) e dos Centros Estaduais de Meteorologia. Esses dados passam por inspeção de qualidade e são largamente utilizados no Brasil para fins de monitoramento e diagnóstico (Brito *et al.*, 2017). Posteriormente esses são interpolados pelo método de Krigagem (Matheron, 1969), em grade regular na resolução espacial de 25 km.

O monitoramento de seca realizado a partir do SPI pelo CPTEC/INPE considera como condição de seca apenas os valores negativos do índice com valores de $SPI \leq -0,5$, com categorias de intensidade desse fenômeno variando de fraca a excepcional (<http://clima1.cptec.inpe.br/spi/pt>), seguindo a mesma metodologia utilizada pelo Sistema Nacional Integrado de Informações sobre Seca dos Estados Unidos da América (NIDIS).

Já a classificação de McKee *et al.* (1993), que propôs o SPI, já considera como seca leve valores de $SPI \leq 0$ e para seca moderada valores de $SPI \leq -1$. No entanto, a maioria dos autores seguem a classificação como apresentada em Sousa Júnior *et al.* (2010), que considera a ocorrência desse evento quando o SPI é igual ou menor a -1, quando o índice é positivo indica umidade, conforme os valores desse índice presentes na Tabela 2.

Tabela 2 - Categoria seca/umidade em relação ao Índice de Precipitação Padronizado (SPI).

Valor de SPI	Categoria de Seca
≥ 2	Extremamente úmido
+1,50 a + 1,99	Muito úmido
+1,00 a + 1,49	Moderadamente úmido
-0,99 a + 0,99	Próximo a Normal
-1,00 a - 1,49	Moderadamente Seco
-1,50 a - 1,99	Severamente Seco
$\leq -2,00$	Extremamente Seco

Fonte: Sousa Júnior *et al.* (2010).

Para esse índice foi calculada a severidade da seca obtendo-se as áreas abaixo da curva dos gráficos de SPI, essa área sob a curva foi determinada usando o método de soma trapezoidal (Esquerdo *et al.*, 2011). Posteriormente, foram realizadas correlações de Pearson entre a severidade da seca obtida no SPI em todos os intervalos de tempo trabalhados e a severidade do índice de seca agrícola SMADI, proposto por Sánchez *et al.* (2016) e Sánchez *et al.* (2018).

3.5.2 Vegetation Health Index (VHI)

O Índice de Saúde da Vegetação (VHI) é uma avaliação da seca agrícola que foi desenvolvida por Kogan (1995) e caracteriza a saúde da vegetação por meio da estimativa da umidade do solo aliada às condições térmicas (Sousa Júnior e Lacruz, 2015). Esse índice foi obtido a partir de produtos de sensoriamento remoto do sensor MODIS a bordo do satélite Aqua da NASA.

O VHI leva em sua composição dois índices: o Índice de Condição de Vegetação (VCI) e o Índice de Condição de Temperatura (TCI). O VCI é derivado do Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI), contabilizando seus valores máximo (NDVImax) e mínimo (NDVImin) (Equação 10). Esse não reflete apenas a variabilidade da vegetação espacialmente e temporalmente, mas também permite quantificar impactos climáticos na vegetação (Unganai e Kogan, 1998, Brito, *et al.* 2017). Já o TCI é obtido a partir dos valores mínimo e máximo de Temperatura da Superfície Terrestre (LST) (Equação 11), esse por sua vez retrata as

propriedades da superfície, como o teor de água no solo da superfície e a evapotranspiração, no qual é observada uma relação inversa entre o LST e a condição da vegetação, que por sua vez está relacionada com o teor de umidade do solo (Sánchez *et al.*, 2016).

$$VCI = \frac{(NDVI_i - NDVI_{min})}{(NDVI_{max} - NDVI_{min})} \times 100 \quad (10)$$

$$TCI = \frac{(LST_i - LST_{min})}{(LST_{max} - LST_{min})} \times 100 \quad (11)$$

A partir da Equação 12 foi obtido o VHI, sendo a e b os coeficientes de peso de VCI e TCI. Uma vez que a contribuição de umidade e temperatura durante o ciclo vegetativo é desconhecido foi assumido que a participação do VCI e TCI foi igual ($a = b = 0,5$) (Cong *et al.*, 2017, Brito *et al.*, 2017). A classificação da seca pelo VHI está apresentada na Tabela 3 segundo Kogan (2002).

$$VHI = a \cdot VCI + b \cdot TCI \quad (12)$$

Tabela 3 - Classificação da seca pelo VHI.

Classificação da seca	VHI
Normal	$VHI > 40$
Seca Suave	$30 < VHI \leq 40$
Seca Moderada	$20 < VHI \leq 30$
Seca Severa	$10 < VHI \leq 20$
Seca Extrema	$VHI \leq 10$

Fonte: Kogan (2002).

Tanto os produtos do NDVI quanto do LST tiveram a aplicação do filtro Savitzky-Golay utilizado para suavizar as oscilações inconsistentes presentes na série temporal desses produtos, decorrentes da presença de ruídos causados por nuvens, sombras, efeitos atmosféricos e pela geometria de aquisição da imagem no momento da passagem dos satélites (Shao *et al.*, 2016 e Fernandes *et al.*, 2018). Esse filtro foi selecionado por ser recomendado em diversos trabalhos (Chen *et al.*, 2004, Shao *et al.*, 2016) e por ser adotado no *software* TIMESAT utilizado com a finalidade de obter informações sobre o desenvolvimento sazonal da vegetação como, por exemplo, o NDVI (Eklundh e Jönsson, 2012) e no Sistema de Análise Temporal da Vegetação (SATVeg), que consiste em uma ferramenta Web desenvolvida pela Embrapa destinada à observação de perfis temporais de índices vegetativos. Posteriormente, os índices, que utilizam na sua equação esses produtos, foram calculados.

3.5.3 Normalized Vegetation Supply Water Index (NVSWI)

O índice de seca agrícola *Vegetation Supply Water Index* (VSWI) também foi obtido por meio dos produtos de sensoriamento remoto da vegetação, utilizando o produto do NDVI e de temperatura, o produto LST, ambos do sensor MODIS (Equação 13). A combinação desses dois produtos revela uma forte correlação negativa e pode indicar condição de estresse hídrico quando a água armazenada no solo é insuficiente para sustentar o crescimento vegetal. Nessa condição o NDVI apresenta valores baixos, o que indica baixa atividade fotossintética, e o LST valores altos indicando assim o estresse hídrico (Abbas *et al.*, 2014; Cong *et al.*, 2017; Cunha *et al.*, 2017). Isso acontece, porque em eventos de seca, a condição de umidade do solo é reduzida e em decorrência disso a evapotranspiração diminui, o que leva ao aumento da temperatura da folha. Esse comportamento é identificado nas imagens do infravermelho termal, devido ao aumento da energia emitida. Dessa forma, a associação dos produtos de temperatura da superfície e vigor da vegetação apresentam grande contribuição para o monitoramento da seca (Sousa Júnior e Lacruz, 2015).

$$VSWI = \frac{NDVI}{LST} \quad (13)$$

Foi contabilizado os valores mínimo e máximo do VSWI para cada pixel durante todo o período de estudo, abrangendo assim os anos de 2010 a 2017, dessa forma obteve-se o índice normalizado (Equação 14).

$$NVSWI = \frac{(VSWI_i - VSWI_{min})}{(VSWI_{max} - VSWI_{min})} \times 100 \quad (14)$$

O NVSWI pode indicar gravidade da seca em escala absoluta. Variando de 0 a 100, sendo 0 a indicação de uma seca mais severa durante o período estudado e 100 condição mais favorável (Abbas *et al.*, 2014). Esse índice é classificado em cinco diferentes classes, conforme apresentado na Tabela 4.

O NVSWI foi obtido para as áreas de agricultura e agropecuária do Estado de Pernambuco com base no mapeamento dos usos e cobertura da terra elaborado para a Região Nordeste do Brasil (Vieira *et al.*, 2013) a partir de imagens LANDSAT 7 e LANDSAT 5.

Tabela 4 - Classificação da seca pelo NVSWI.

Classificação da seca	NVSWI
Úmido	$\text{NVSWI} > 80$
Normal	$60 < \text{NVSWI} \leq 80$
Seca leve	$40 < \text{NVSWI} \leq 60$
Seca moderada	$20 < \text{NVSWI} \leq 40$
Seca Severa	$\text{NVSWI} \leq 20$

Fonte: Abbas *et al.* (2014).

3.5.4 Soil Moisture Agricultural Drought Index (SMADI)

O SMADI é um índice de seca agrícola proposto por Sánchez *et. al.* (2016) e Sánchez *et. al.* (2018) e integra produtos de sensoriamento remoto de umidade do solo, temperatura e vigor da vegetação. Os resultados obtidos pelos autores foram gerados para duas áreas de estudo, uma área semiárida na bacia do Duero, na Espanha, e a outra para a área da Península Ibérica sob condições climáticas contrastadas, que se mostraram coerentes com outros índices agrícolas, permitindo uma descrição das condições de seca para essas regiões durante o período do estudo.

Aplicações como estas evidenciam que as imagens de satélite têm apresentado grande importância no monitoramento de secas e estiagem avaliando as variações do vigor vegetativo, que são diretamente afetadas pelos eventos climáticos (Sánchez, *et al.*, 2016; Sousa Júnior *et al.*, 2010). Para estudos direcionados a essa finalidade, os produtos provenientes do sensor MODIS são bastante promissores. Essas imagens permitem o monitoramento da cobertura vegetal e da temperatura da superfície com alta resolução temporal e espectral.

Os produtos MODIS/Aqua que foram utilizados nessa pesquisa são o MYD09A1 e o MYD11A2. O primeiro produto são imagens de refletância da superfície, com composição de oito dias, resolução espacial de 500 m, enquanto o último refere-se a produtos de temperatura da superfície, LST dia e LST noite, na resolução espacial de 1 km e possui mesma resolução temporal do produto anterior. Para esta pesquisa foram utilizados os produtos LST dia, por terem apresentado melhores desempenhos estatísticos, quando comparados a índices de seca, conforme o estudo desenvolvido por Sánchez *et. al.* (2016).

Para o Estado de Pernambuco foram necessárias duas cenas para cobrir toda a área de estudo (h14 v09, h13 v09). Sendo necessária a realização de mosaico, recorte da região de interesse e a reprojeção para coordenadas geográficas que foi realizado no *software* MRTTools, disponibilizado gratuitamente no site da NASA (https://lpdaac.usgs.gov/tools/modis_reprojection_tool). O estudo abrangeu o período de 2010 a 2017.

A utilização de índices fundamentado no NDVI para monitorar e detectar a seca justifica-se pelo fato de que o vigor da vegetação está intimamente relacionado à condição de umidade (Ji e Peters, 2003). Por isso, nesta pesquisa foram utilizadas as bandas disponíveis no MYD09A1 para calcular o índice de vegetação NDVI (Rouse, *et al.*, 1974), conforme a Equação 15.

Sánchez *et al.* (2016) também realizaram o cálculo do índice SMADI com base no Índice de Água de Diferença Normalizada (NDWI) calculado de três formas diferentes, conforme as equações 16 a 18. No entanto, quando correlacionados com o Índice de Déficit de Água no Solo (SWDI) e o Índice de Umidade de Cultura (CMI), apresentaram menor correlação r de Pearson em relação ao SMADI calculado com produto do NDVI. Segundo os autores, o índice SMADI calculados a partir do NDWI apresentaram mais ruídos em relação ao calculado a partir do NDVI. Além disso, os baixos valores de NDWI 1 e 2 apresentaram valores irrealistas do SMADI. Por isso, na presente pesquisa esse índice de seca agrícola foi obtido com base no vigor da vegetação.

$$NDVI = \frac{(\rho_2 - \rho_1)}{(\rho_2 + \rho_1)} \quad (15)$$

$$NDWI1 = \frac{(\rho_2 - \rho_5)}{(\rho_2 + \rho_5)} \quad (16)$$

$$NDWI2 = \frac{(\rho_2 - \rho_6)}{(\rho_2 + \rho_6)} \quad (17)$$

$$NDWI3 = \frac{(\rho_2 - \rho_7)}{(\rho_2 + \rho_7)} \quad (18)$$

em que, ρ_i é a reflectância de superfície das bandas 1, 2, 5, 6 e 7 (648, 858, 1240, 1640 e 2130 nm, respectivamente).

Um índice de seca agrícola deve integrar vários parâmetros como precipitação, temperatura, evapotranspiração, escoamento e outros indicadores de abastecimento de água que afetam o crescimento e o desenvolvimento das culturas durante os episódios de seca (Sivakumar, 2011).

Dessa forma, o SMADI (Índice de seca Agrícola de Umidade do Solo) integra as condições de umidade do solo e temperatura, incluindo a resposta atrasada da vegetação para detectar e caracterizar as condições de seca da umidade do solo, com especial ênfase nas secas

agrícolas de curto prazo, utilizando produtos de sensoriamento remoto para extração desses dados.

O SMADI (Equação 19) envolve outros índices de seca como o SMCI (Equação 20) que é um índice de condição de umidade do solo, que consiste em uma normalização da umidade do solo com valores relativos ao máximo absoluto (SSM_{max}) e ao mínimo (SSM_{min}) referente a todo o período de estudo, a fim de obter normalização da umidade do solo variando a partir de 1 (condições muito secas) a 0 (úmido, condições favoráveis), no qual foram utilizados os dados de umidade do solo do satélite SMOS. O MTCI (Equação 21) consiste na relação inversa notável entre LST e condição da vegetação, que por sua vez está relacionada com o teor de umidade do solo, visando destacar o comportamento inverso da LST e NDVI. O VCI (Equação 22) consiste na diferença entre o NDVI atual e o NDVI mínimo para todo o período de estudo, normalizado pela diferença mínima, variando de 0 a 1, o que corresponde a mudanças na condição da vegetação de extremamente desfavorável a ideal, respectivamente.

O diferencial do índice SMADI (Equação 19) é que o VCI utilizado corresponde a 8 dias posteriores aos demais índices utilizados no cálculo, a fim de considerar o intervalo de tempo entre a resposta da vegetação em relação as condições de umidade do solo (Sánchez *et al.*, 2016). A relação inversa entre o NDVI e o LST permite a obtenção indireta da umidade do solo, no entanto, a inclusão do produto de umidade do solo no raciocínio do índice se mostra essencial para rastrear a seca agrícola, pois essa está relacionada ao déficit hídrico do solo (Sánchez *et al.*, 2018).

$$SMADI_i = SMCI_i \frac{MTCI_i}{VCI_{i+1}} \quad (19)$$

em que i corresponde ao período de 8 dias. O VCI selecionado para um determinado i corresponde ao período de oito dias seguintes.

$$SMCI = \frac{(SSM_{max} - SSM_i)}{(SSM_{max} - SSM_{min})} \quad (20)$$

em que SSM_{max} é o maior valor de umidade do solo no período estudado e o SSM_{min} é o menor valor.

$$MTCI = \frac{(LST_i - LST_{min})}{(LST_{max} - LST_{min})} \quad (21)$$

em que LST_{max} e LST_{min} são as temperaturas da superfície máxima e mínima de todo o período estudado, respectivamente.

$$VCI = \frac{(NDVI_i - NDVI_{min})}{(NDVI_{max} - NDVI_{min})} \quad (22)$$

em que, o $NDVI_i$ é o NDVI média de 8 dias, e o $NDVI_{min}$ e o $NDVI_{max}$ são o NDVI mínimo e máximo absoluto referente a todo o período estudado, respectivamente, para cada pixel.

Os valores do índice SMADI foram classificados em cinco categorias de intensidade (Tabela 5), conforme apresentado por Sánchez *et. al.* (2018).

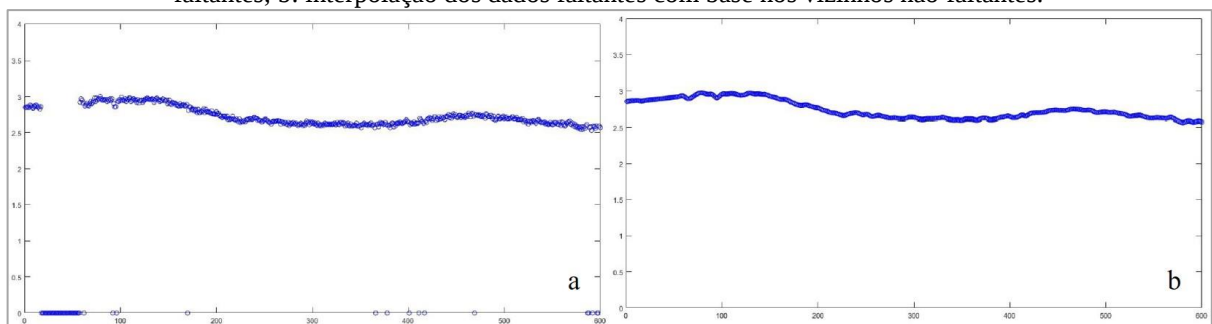
Tabela 5 - Classificação do índice de seca agrícola SMADI.

Classificação	SMADI
Normal	0 – 0,999
Pré-Seca	1 – 1,999
Seca Moderada	2 – 2,999
Seca Severa	3 – 3,999
Seca Extrema	≥ 4

Fonte: Sánchez *et. al.* (2018).

Nos casos em que houve ausência de dados de sensoriamento remoto da vegetação, temperatura e umidade do solo, utilizados para a realização do cálculo dos índices propostos na pesquisa, foi utilizada a função *fillmissing* do tipo linear, que consistiu no preenchimento dessas ausências de dados com base na série temporal de cada pixel, por meio da interpolação dos dados vizinhos não faltantes, a fim de corrigir a presença de falhas nos produtos finais de cada índice. Na Figura 17, é apresentado um exemplo da aplicação da função *fillmissing*.

Figura 17 - Exemplo de aplicação da função *fillmissing* para o preenchimento de falhas; a: identificação de dados faltantes; b: interpolação dos dados faltantes com base nos vizinhos não faltantes.



Fonte: Orsi (2018)

3.6 AVALIAÇÃO DA SECA MAIS RECENTE

Duas avaliações da seca foram realizadas usando dados do SMOS. A primeira foi a comparação da umidade do solo considerando dois períodos: 2010-2011 e 2012-2017. O primeiro período ficou próximo da média de precipitação a longo prazo, enquanto o segundo período ficou abaixo da média histórica. Os resultados são apresentados em termos de porcentagem de anomalia para quatro períodos do ano (janeiro a março, abril a junho, julho a setembro e outubro a dezembro). A segunda avaliação incluiu um cálculo da anomalia anual para cada ano em comparação com o período de 2010 a 2017. Neste caso, a anomalia de precipitação também foi calculada. Esses dados de chuva foram fornecidos pelo CPTEC/INPE na resolução espacial de 5 km para o período de 2010 a 2017.

O cálculo de anomalias também foi aplicado ao índice SMADI, a fim de avaliar o comportamento da seca agrícola durante o período estudado.

Uma outra forma de avaliar a seca agrícola por esse índice foi por meio da tendência de seca (*slope*), que foi usada para caracterizar a mudança dos eventos de seca na região para o período estudado (Cong *et al.*, 2017). O *slope* permite analisar se a seca está diminuindo ou aumentando no Estado de Pernambuco de 2010 a 2017, podendo ser avaliado também, qual a região que mais sofreu com esse fenômeno nesse período. A tendência de seca foi calculada com base no índice SMADI a cada 8 dias, seguindo a Equação 23, conforme apresentado por Cong *et al.* (2017).

Antes de calcular o *slope* foi obtida a frequência de seca para o SMADI. Para cada ano estudado são obtidos o total de 46 produtos do índice, já que esse é calculado a cada 8 dias. A condição de seca é registrada quando o valor do pixel é igual ou superior a 1, sendo 46 o valor máximo possível de registros de seca para cada pixel em um ano.

$$slope = \frac{n \times \sum_{i=1}^n (i \times F_i) - (\sum_{i=1}^n i) \times (\sum_{i=1}^n F_i)}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (23)$$

em que i é o número da série do ano, n é a duração da série temporal, F_i representa a frequência da seca que ocorre no ano i , contabilizando o número de pixels que apresentaram condição de seca no ano avaliado.

Para obter a frequência de seca para cada região (Mata, Agreste, Sertão) foi realizada a média de todos esses pixels. Se a inclinação for positiva, isso indica que a frequência da seca está aumentando e o grau de seca piora durante a série temporal, já a inclinação negativa indica

que o grau de seca está diminuindo. O cálculo do *slope* foi obtido apenas para a área agropecuária do Estado de Pernambuco.

3.7 IMPACTO DA SECA NA PRODUTIVIDADE AGRÍCOLA NO ESTADO DE PERNAMBUCO

Essa etapa do trabalho consistiu em avaliar os impactos da seca agrícola nas áreas agropecuárias do Estado de Pernambuco, segundo o mapeamento de uso do solo realizado por Vieira *et al.* (2013). Para isso, foram obtidos dados de produtividade e de área colhida para as culturas do milho e do sorgo pelas bases de dados da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) e do Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA). Posteriormente, esses foram avaliados por meio da correlação r de Pearson com a severidade do índice SMADI, perfil do NDVI e a severidade do SPI em diferentes escalas de tempo, assim como com os parâmetros de precipitação pluviométrica acumulada anual e a média anual da umidade do solo do satélite SMOS. As severidades dos índices e o perfil do NDVI foram calculados com base em Esquerdo *et al.* (2011) para obtenção das áreas abaixo da curva desses gráficos, determinadas pelo método de soma trapezoidal, gerando um resultado de área anual que foi correlacionado com os dados de produtividade e área colhida de 2010 a 2017.

Os resultados obtidos pela CONAB e pelo SIDRA apresentam diferenças metodológicas. Enquanto a CONAB distingue o rendimento obtido em diferentes ciclos de cultivo, o conjunto de dados do IBGE apenas fornece uma estimativa de rendimento anual para cada tipo de cultura.

Segundo Anderson *et al.* (2016) os dois levantamentos de rendimento (IBGE e CONAB) não são completamente consistentes, por serem fundamentados em fontes de dados relacionadas e exibirem magnitudes e tendências. Os autores afirmam que as discrepâncias são geralmente devidas as diferenças nos critérios de amostragem, tempo de pesquisa e métodos para estimar os rendimentos nos níveis estadual e nacional. Também evidenciam que o rendimento é definido nos conjuntos de dados da CONAB e do IBGE como a razão média de produção (kg) por área colhida (ha) para cada cultura, ao invés de área plantada. Além disso, relatam que no período abordado no estudo, 2002 a 2012, alguns anos registraram lavouras muito pequenas que não seriam economicamente viáveis para a colheita, mas essa perda de produção não refletiu nos rendimentos relatados.

Essas bases de dados, também não fazem distinção de áreas de sequeiro e irrigada. Segundo a Agência Nacional de Águas (ANA, 2017) o SIDRA e a CONAB não apresentam

indicadores relacionados à irrigação, uma vez que estas áreas estão incorporadas junto às áreas de sequeiro, sendo essas em geral muito superiores às irrigadas. No entanto, essa proporção é desconhecida, não sendo encontrada essa informação a nível de Brasil e nem de Pernambuco para as culturas do milho e do sorgo, que foram trabalhadas nessa pesquisa.

3.7.1 Base de dados da CONAB

Os dados de produtividade e área colhida da CONAB são disponibilizados apenas por unidade da federação e estão disponíveis para *download* no seu portal na internet <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/serie-historica-das-safras?start=20>>. Essa instituição é responsável pelo acompanhamento constante da safra de grãos, monitorando as condições de desenvolvimento das principais culturas do país, dentre elas estão o milho e o sorgo. Os dados de milho estão disponíveis por safra 1, safra 2 e por milho total, que corresponde ao total das duas safras. Nesse trabalho foi utilizado esse último.

Essa Companhia possui uma série histórica das safras a partir de 1976-1977 e já possuem uma previsão da safra de 2018-2019. No entanto, para a presente pesquisa os dados utilizados abrangeram o período de 2010 a 2017. Esse intervalo de tempo foi selecionado porque os dados de umidade do solo do satélite SMOS passaram a ser disponibilizados a partir do ano de 2010 e foram utilizados para a obtenção do índice agrícola SMADI, que posteriormente teve sua severidade correlacionada com as safras do milho e do sorgo. Os dados fornecidos pela instituição são de área colhida, produção e produtividade fornecida por unidade da federação.

A coleta de dados realizado pela Companhia ocorre por meio de diferentes fontes como: agentes de pesquisa, setor agrícola, incluindo agricultores, cooperativas, secretários de agricultura, extensão rural e agentes financeiros. Esse levantamento realizado mensalmente gera o boletim de acompanhamento da safra brasileira de grãos e o boletim de monitoramento agrícola, que auxiliam a compreender os resultados das safras divulgados anualmente (Anderson *et al.*, 2016 e CONAB, 2019).

3.7.2 Base de dados do SIDRA

A Produção Agrícola Municipal (PAM) inserido na base de dados do SIDRA fornece dados sobre quantidade produzida, área plantada e colhida, rendimento médio e valor da

produção agrícola para todo o território nacional, com informações para o Brasil, regiões geográficas, unidades da federação, mesorregiões e microrregiões geográficas e municípios.

Esse levantamento é anual e possui uma série histórica das culturas temporárias e permanentes abrangendo os anos de 1974 a 2017. Vale salientar que os dados divulgados do último ano são preliminares e por isso podem sofrer alterações até a próxima divulgação.

A coleta de dados da PAM é realizada mediante aplicação de um questionário em cada município do País, o qual é preenchido pelo Agente de Coleta do IBGE. As estimativas obtidas pelos agentes resultam de contatos que os mesmos mantêm com técnicos do setor agrícola, com produtores e, ainda, do próprio conhecimento que o agente possui sobre as atividades agrícolas dos municípios ou região onde atua. Para determinadas culturas consultam-se, ainda, entidades específicas de controle e incentivo, que detêm as melhores informações sobre os produtos de seu interesse. Os produtos agrícolas que no município não atinjam a um (1) hectare de área plantada ou destinada à colheita e uma tonelada de produção no ano de referência, deixam de ter suas informações consideradas na pesquisa. (IBGE, 2017).

Para esse estudo foram obtidas informações pelo portal do SIDRA na internet <<https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/pam/tabelas>> para as culturas do milho total e sorgo no período de 2010 a 2017 a nível de estado e por região: Mata, Agreste, Sertão. No entanto, essa informação é dada a nível de mesorregião, por isso, foi necessário somar a área colhida de todos os municípios inseridos em cada região climática, assim como a produção para obter o rendimento agrícola, conforme está apresentada na Equação 24.

$$\textit{Produtividade por região} = \frac{\textit{Produção total da região}}{\textit{Área colhida total da região}} \quad (24)$$

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesse capítulo são apresentados e discutidos os resultados encontrados nas três fases da pesquisa. Na primeira etapa são apresentadas as validações dos produtos de umidade do solo do satélite SMOS a partir dos dados de umidade de solo *in situ* de duas redes de observação, APAC e CEMADEN. Na segunda fase, a obtenção e avaliação dos índices meteorológicos e agrícolas obtidos por sensoriamento remoto, com ênfase no índice SMADI, que leva no seu cálculo a umidade do solo do satélite SMOS e a resposta atrasada da vegetação. E a terceira e última etapa, a avaliação dos impactos da seca nas culturas do milho e do sorgo para o Estado de Pernambuco e por região climática.

4.1 VALIDAÇÃO DOS DADOS SMOS PARA O ESTADO DE PERNAMBUCO

Para a validação dos dados de umidade do solo do MIRAS/SMOS foram comparados os valores obtidos por este sensor orbital e os medidos *in situ* pelas redes de observação da APAC e CEMADEN, adotando os intervalos de tempo diário e de oito dias por diferentes abordagens. A primeira forma foi trabalhar com a validação dos dados por pixel-estação e quando no mesmo pixel havia a presença de mais uma estação foi realizada a média entre os dados observado e comparado com o valor estimado pelo satélite para aquele pixel. A segunda maneira consistiu em fazer essa avaliação usando a média de área para as três regiões (Mata, Agreste e Sertão), conforme apresentado por Souza *et al.* (2018). Posteriormente, foi realizado o cálculo das anomalias da umidade do solo do satélite SMOS para avaliar a severidade da seca dentro do período estudado em termos de dinâmica espacial e temporal e o mesmo foi realizado para os dados de precipitação.

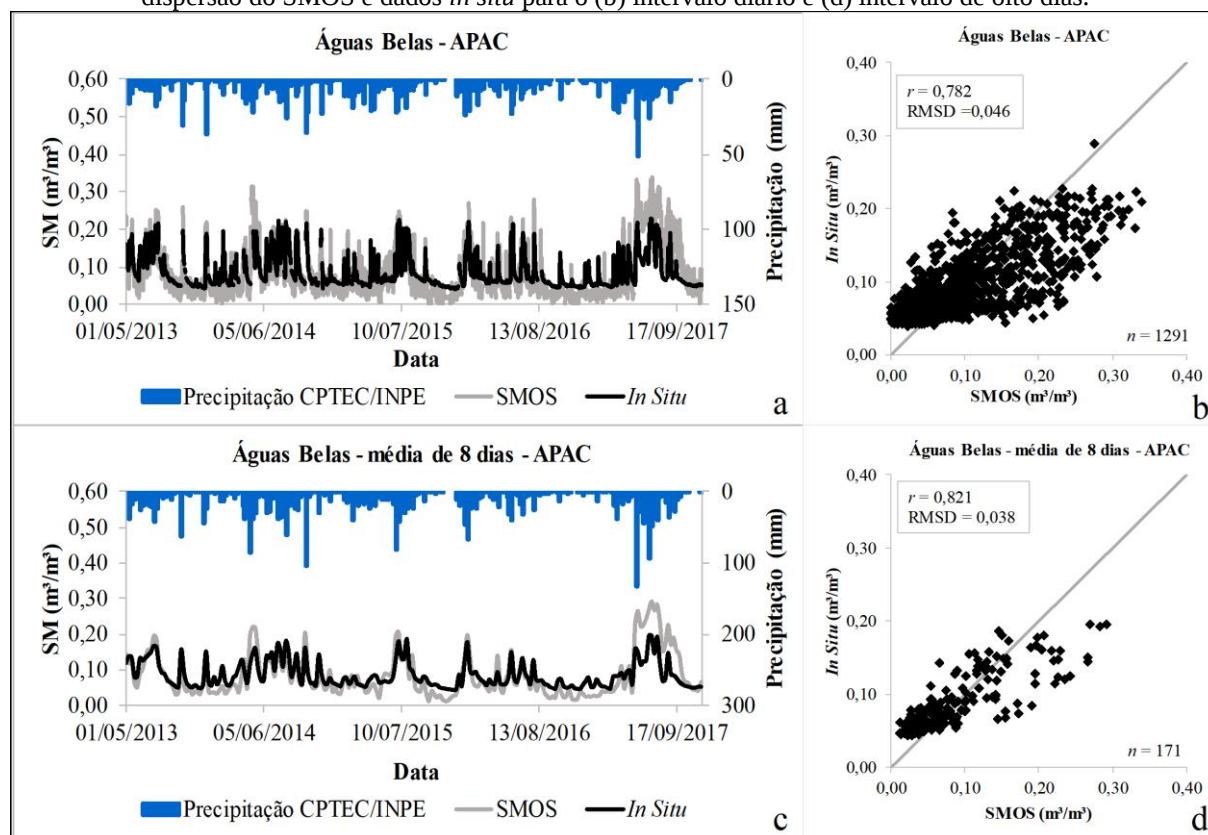
A fim de avaliar o desempenho das validações foram aplicadas quatro estatísticas diferentes: Pearson, Willmott, BIAS e RMSD para os dados diários e oito dias.

4.1.1 Validação pixel-estação (APAC e CEMADEN)

O território do Estado de Pernambuco é coberto por 169 pixels na grade SMOS. Doze pixels foram identificados para cada estação da APAC, com seis estações abrangendo a região da Mata, quatro no Agreste e duas no Sertão. O melhor resultado foi observado para a estação de Águas Belas, onde os dados de satélite mostraram a mesma tendência dos dados *in situ*. O resultado é apresentado na Figura 18a para o intervalo de tempo diário e na Figura 18c para o

intervalo de oito dias. Esta estação teve bom desempenho para todos os critérios, especialmente para o intervalo de oito dias. O r de Pearson foi fortemente correlacionado em ambos os intervalos de tempo (0,782 e 0,821 para diário e oito dias, respectivamente) e o índice de Willmott mudou de 0,867 para os dados diários para 0,951 para o intervalo de oito dias. A Figura 18b e 18d mostra que o gráfico da série temporal no sistema de pares ordenados está próximo da linha 1:1, corroborando a alta correlação. Também é possível observar nessas duas últimas figuras, que algumas amostras *in situ* e dados estimados pelo satélite apresentam um maior distanciamento da reta 1:1 e isso pode estar relacionado a variabilidade da umidade do solo entre o produto de satélite na resolução espacial de 25 km, que abrange uma grande área e a medição em campo, representada por um ponto inserido nesse pixel. Essas incertezas também são relatadas por González-Zamora *et al.* (2015) e Sánchez *et al.* (2012). No entanto, vale salientar que a maioria das comparações de umidade do solo via satélite apresentaram uma boa correspondência com os dados *in situ* e esses resultados refletiram estatisticamente.

Figura 18 - Estação Águas Belas (APAC): (a) intervalo de tempo diário e (c) intervalo de oito dias. Gráfico de dispersão do SMOS e dados *in situ* para o (b) intervalo diário e (d) intervalo de oito dias.

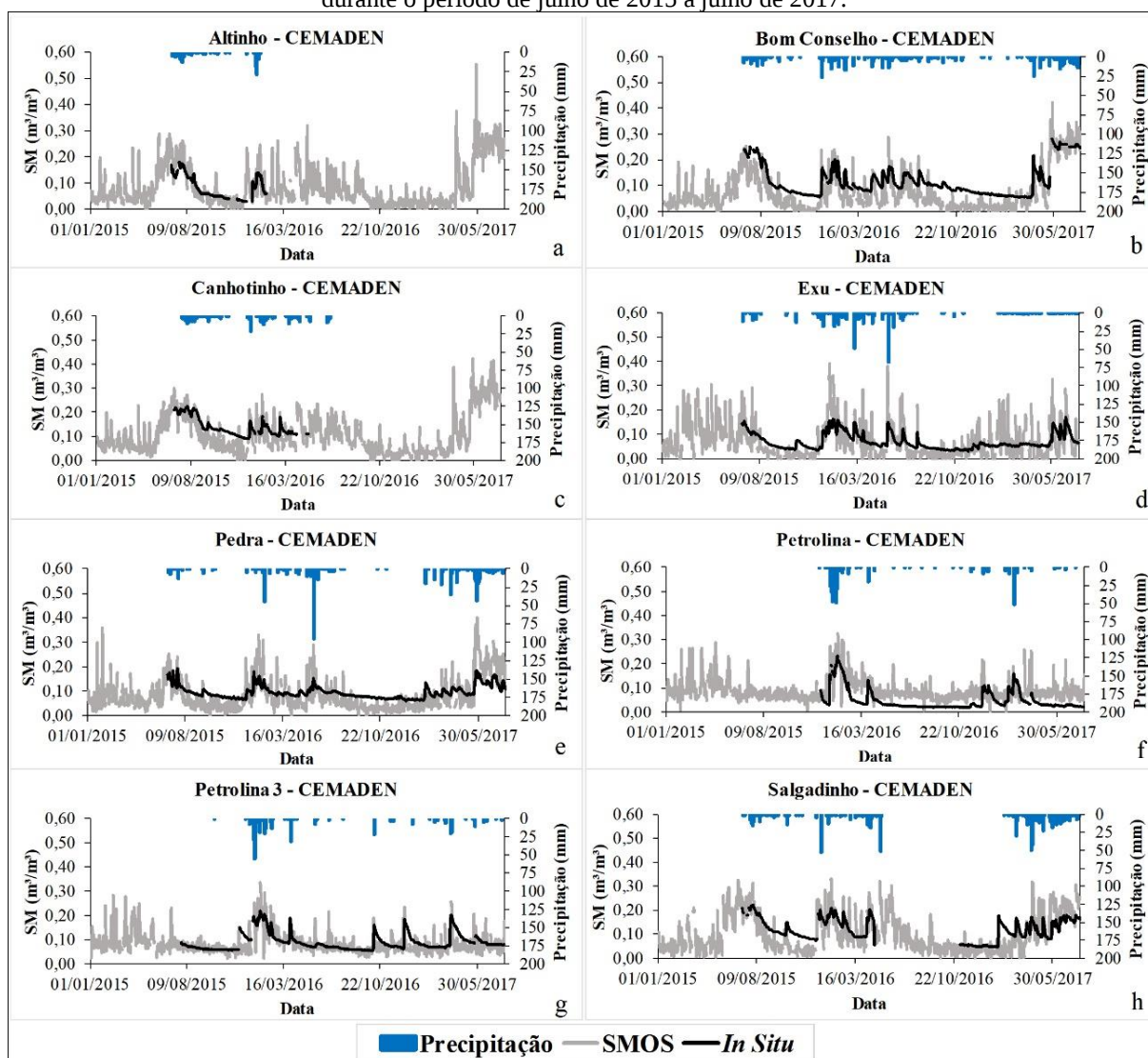


Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018)¹.

¹ Resultados da Fase 1 da tese publicado no periódico *Remote Sensing*, 2018, 10, 1314.

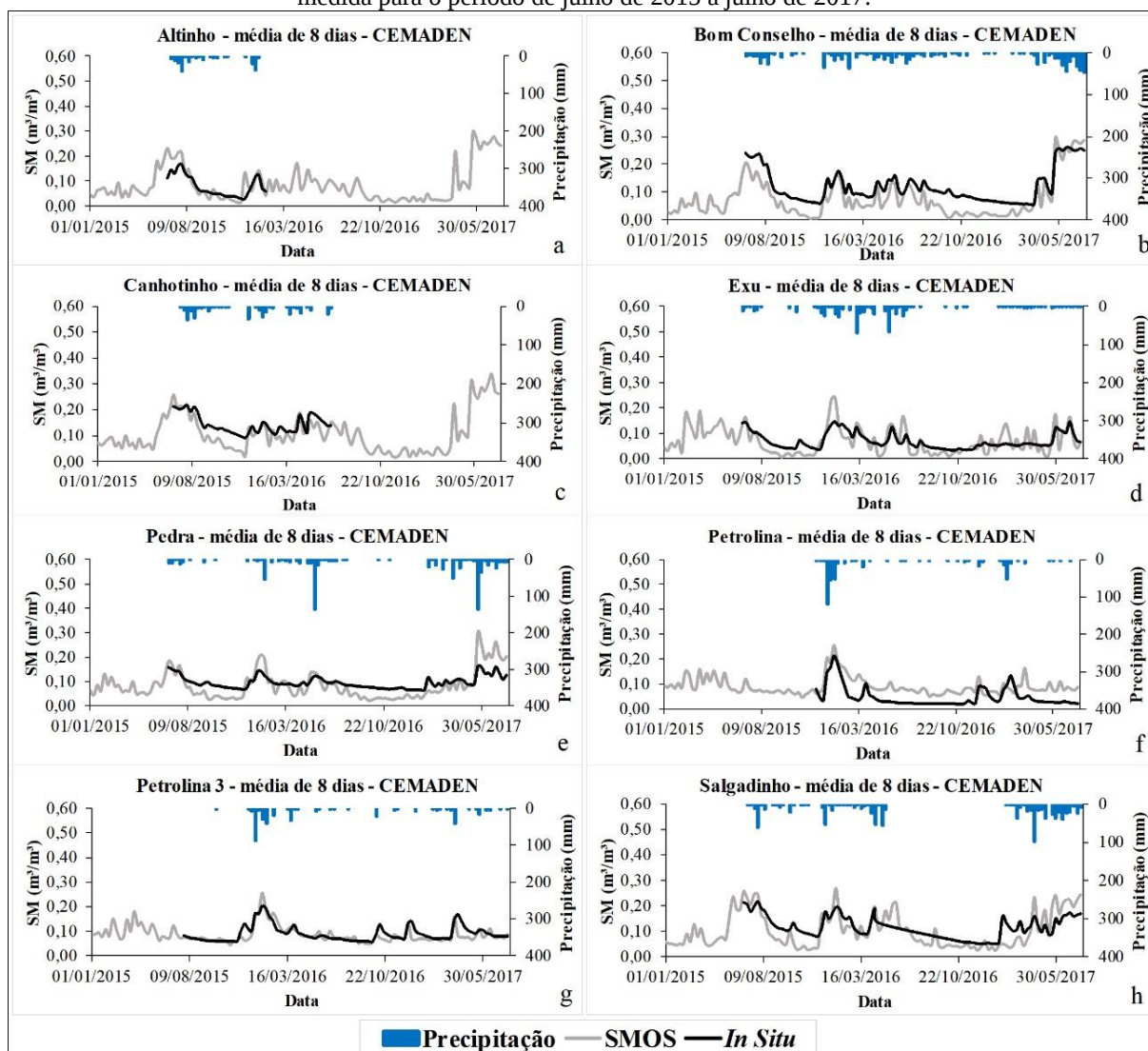
Já as estações do CEMADEN estão localizadas em terras semiáridas (53% na região do Agreste e 47% na região do Sertão). Os dados SMOS se ajustam bem aos dados *in situ* para os intervalos de tempo diários (Figura 19) e oito dias (Figura 20). Os números também mostram que a umidade do solo por satélite respondeu bem aos eventos de precipitação. Algumas das estações do CEMADEN tiveram muitos valores de umidade do solo em falta, com longos períodos sem nenhum registro, como pode ser visto nas estações Altinho (Figuras 19a e 20a) e Canhotinho (Figuras 19c e 20c). Independentemente disso, os dados das estações de Altinho e Canhotinho estavam bem correlacionados aos dados de satélite. Conforme verificado com as estações da APAC, a série temporal de oito dias correlacionou-se melhor que o intervalo diário.

Figura 19 - Umidade diária do solo a partir das estações CEMADEN, dados SMOS e precipitação medida durante o período de julho de 2015 a julho de 2017.



Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018) ¹.

Figura 20 - Média da umidade do solo em oito dias das estações do CEMADEN, dados do SMOS e precipitação medida para o período de julho de 2015 a julho de 2017.

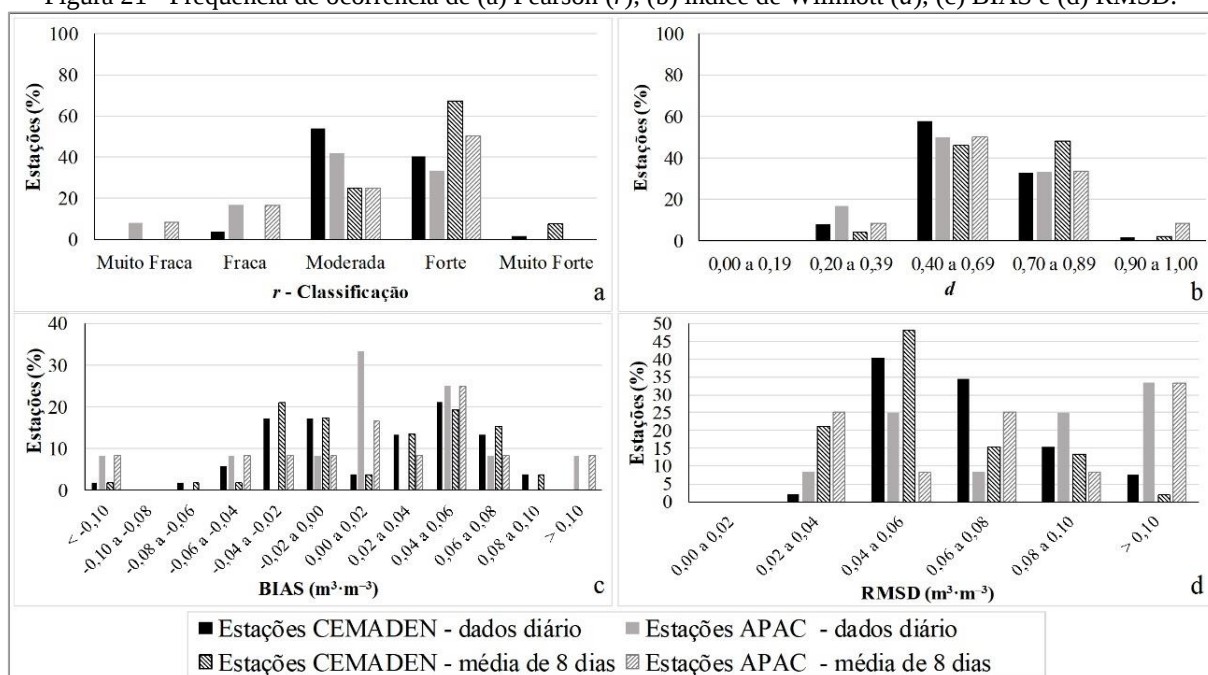


Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018) ¹.

A Figura 21 resume os resultados dos critérios para todas as estações utilizadas (CEMADEN e APAC) em termos de frequência de ocorrência. Nos Apêndices A e B estão apresentadas todas as estatísticas utilizadas na validação pixel-estação com base nas duas redes de observação utilizadas. Considerando as 12 estações da APAC, os valores dos critérios melhoraram usando o intervalo de oito dias em comparação com os dados diários.

O desempenho dos critérios para o intervalo de oito dias variou entre fraco (0,20 a 0,39) a forte (0,70 a 0,89) para Pearson com prevalência para classificação forte (50% das estações). A classificação moderada foi observada em 25% das estações. A classificação do índice de Willmott mostrou valores entre 0,7 e 1,0 em 41,7% das estações e prevalência do intervalo de 0,4 a 0,69 (50% dos casos) (Figura 21a, b).

Figura 21 - Frequência de ocorrência de (a) Pearson (r), (b) índice de Willmott (d), (c) BIAS e (d) RMSD.



Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018)¹.

Aproximadamente 34% das estações da APAC apresentaram BIAS para os dados diários entre 0,00 e 0,02 $m^3 \cdot m^{-3}$, enquanto a média de oito dias apresentou a maior porcentagem (25%), entre 0,04 e 0,06 $m^3 \cdot m^{-3}$. Em ambos os intervalos de tempo, a prevalência foi positiva, 75% (diário) e 66,7% (oito dias), o que indica tendência de superestimação dos dados do satélite (Figura 21c). O RMSD para os dois intervalos de tempo exibiu valores superiores a 0,10 $m^3 \cdot m^{-3}$ para quatro estações. Três dessas estações estão localizadas perto da costa, onde a correlação de dados foi a mais baixa. Por outro lado, quatro estações com um RMSD entre 0,02 e 0,06 $m^3 \cdot m^{-3}$ estavam localizadas na região semiárida (Figura 21d).

O r de Pearson das 52 estações do CEMADEN dentro do território de Pernambuco forneceu os seguintes resultados: 53,8% classificados como moderados (0,40–0,69) e 42,3% como correlação forte para os dados do intervalo diário. Para o intervalo de oito dias, 75,0% das estações foram fortemente (0,70-0,89) e muito fortemente (0,9-1,0) correlacionadas e 25,0% foram classificadas como moderadas (Figura 21a). Valores semelhantes foram verificados para o índice de Willmott. Utilizando a série histórica diária, 57,7% das estações apresentaram correlação entre 0,4 e 0,69 e 34,6% entre 0,7 e 1,0. Já para o intervalo de oito dias, 50,0% das estações apresentaram valores entre 0,7 e 1,0, e em 46,2% das estações, a correlação variou entre 0,4 e 0,69 (Figura 21b). O cálculo do BIAS com dados do CEMADEN mostrou que 55,8% das estações apresentaram valores positivos em ambos os intervalos de

tempo. Uma grande proporção das estações apresentou valores de RMSD entre 0,04 e 0,06 $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$: 40,4% para dados diários e 48,1% para o intervalo de oito dias (Figura 21d).

Em nove pixels dos dados do SMOS, duas estações estavam disponíveis. Nesses casos, a comparação foi realizada com a média dos dados *in situ* e comparadas com o pixel em questão. A Tabela 6 mostra os critérios estatísticos para esses casos. Como foi verificado, constatou-se uma predominância de correlações fortes, o que evidenciou que na maioria dos casos houve uma melhora nas estatísticas quando utilizada mais de uma estação no processo de validação.

Tabela 6 - Correlação em pixels com duas estações. A letra “A” indica que a estação pertence a APAC.

Lat	Lon	Estação	<i>r</i>	<i>r</i> -8	<i>d</i>	<i>d</i> -8	BIAS ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)	BIAS-8 ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)	RMSD ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)	RMSD-8 ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)
-8,56	-35,92	Cupira (A) e São Joaquim do Monte	0,765	0,864	0,721	0,783	0,035	0,034	0,071	0,059
-8,96	-36,44	Brejão e Palmerina	0,841	0,917	0,780	0,839	-0,025	-0,027	0,062	0,051
-8,56	-36,44	S.B. Una (A) e S.B. Una	0,769	0,874	0,793	0,846	-0,020	-0,024	0,048	0,039
-8,76	-36,18	Canhotinho e Jurema	0,661	0,726	0,674	0,721	0,041	0,036	0,077	0,065
-8,36	-36,70	Alagoinha e Pesqueira	0,805	0,879	0,852	0,883	0,022	0,022	0,045	0,036
-8,56	-36,18	Altinho e Lajedo	0,837	0,910	0,887	0,909	0,021	0,026	0,066	0,054
-8,16	-39,29	Salgueiro (A) e Terra Nova	0,767	0,836	0,812	0,868	0,008	0,009	0,034	0,024
-7,57	-37,21	São José do Egito e Tuparetama	0,688	0,791	0,636	0,674	0,055	0,052	0,074	0,064
-9,15	-38,25	Jatobá e Tacaratú	0,773	0,864	0,834	0,849	0,019	0,021	0,042	0,033

Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018)¹.

4.1.2 Validação por área (Mata, Agreste e Sertão)

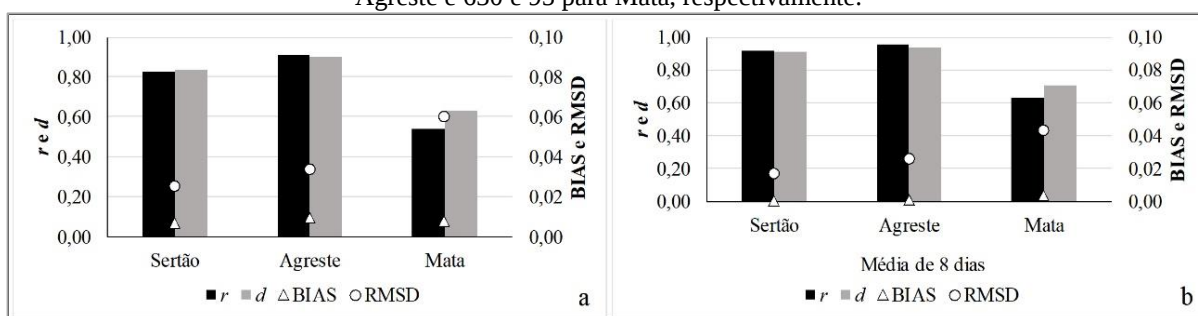
A estimativa média da umidade do solo nas três regiões mostradas na Figura 13 foi obtida considerando-se 169 pixels cobrindo o território de Pernambuco. A Equação 5 foi aplicada aos dados das estações *in situ* e do SMOS.

A Figura 22 mostra o desempenho estatístico dos resultados obtidos na validação por área. Semelhante à análise por pixel-estação, as regiões do Sertão e Agreste apresentaram melhores resultados que a região da Mata. No semiárido (Sertão e Agreste), o *r* de Pearson variou de forte a muito forte e o valor mais baixo do índice de Willmott foi 0,84, enquanto na região da Mata, o *r* de Pearson foi classificado como moderado e o valor de Willmott mais baixo foi de 0,63. As estatísticas para BIAS foram positivas para todas as regiões e intervalos de tempo com valores variando entre 0,0 e 0,02 $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$. Os valores de RMSD exibiram resultados distintos para intervalos diários (0,02–0,06 $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$) e de oito dias (0,02–0,04 $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$).

O desempenho inferior na região da Mata pode estar relacionado a maior incidência de precipitação pluviométrica, o que influencia na maior variabilidade do teor de umidade ao longo das camadas do solo, tornando-o mais heterogêneo, quando comparados as das regiões

semiáridas, que apresentam menores precipitações. Vale salientar, que a validação dos dados de umidade do solo por satélite foi realizada com dados *in situ* na profundidade de 10 cm, enquanto que o dado inferido por micro-ondas passivas ocorre em uma camada mais superficial do solo. Outro fator que pode contribuir para um menor desempenho estatístico na região da Mata é a influência do RFI, que pode causar obstrução na recuperação do dado de umidade do solo, ocasionando maior número de falhas ao estimá-lo.

Figura 22 - Valores dos critérios estatísticos para as regiões de Pernambuco considerando (a) intervalos de tempo diários e (b) oito dias. O número de amostras para intervalos diários e de oito dias foi de 654 e 96 para o Sertão e Agreste e 630 e 95 para Mata, respectivamente.



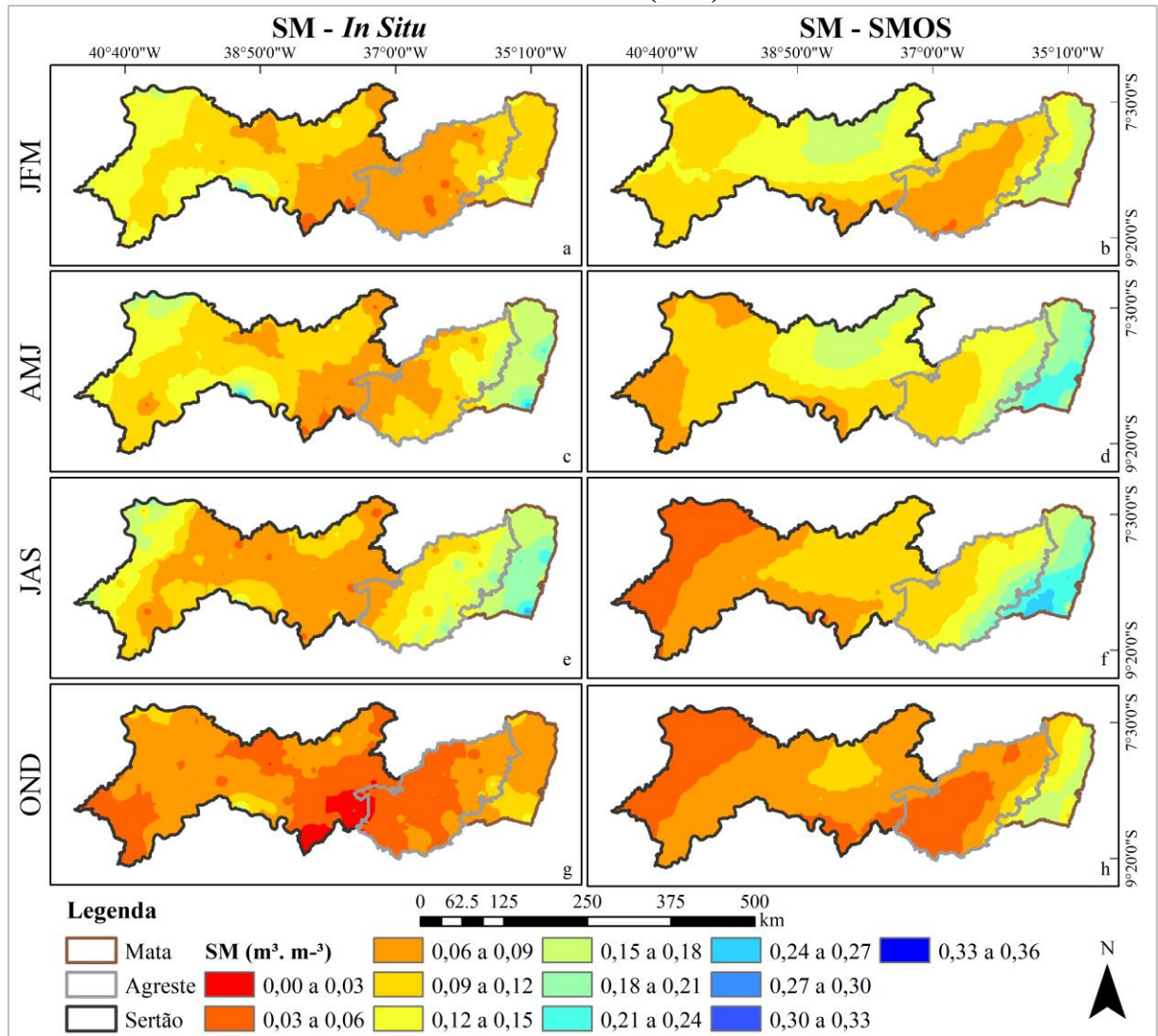
Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018)¹.

A validação por área permitiu a visualização da distribuição espacial da umidade do solo. A Figura 23 mostra a distribuição de dados *in situ* e SMOS após a aplicação da Equação 5, considerando a área de estudo e as quatro estações: Janeiro-Fevereiro-Março (JFM), Abril-Maio-Junho (AMJ), Julho-Agosto-Setembro (JAS) e Outubro-Novembro-Dezembro (OND). Os dados do SMOS foram capazes de representar satisfatoriamente a distribuição espacial da umidade do solo em todas as estações do ano. A estação chuvosa no semiárido ocorre geralmente no período de janeiro a março, enquanto, na região da Mata ocorre entre abril e agosto. As principais diferenças entre os mapas de umidade do solo *in situ* e SMOS podem ser atribuídas às distintas resoluções espaciais. Os baixos valores de umidade do solo na região semiárida estão relacionados ao período prolongado de precipitação abaixo da média histórica para o intervalo utilizado na validação por área (2015-2017).

O desempenho dos dados do SMOS variou de acordo com as características climáticas da área de estudo. A rede APAC possui seis estações localizadas na região da Mata (clima tropical úmido) e seis na região semiárida. As correlações do r de Pearson na região da Mata variaram de muito fraco a moderado com dados diários e de moderado a forte para dados de oito dias. O índice de Willmott variou entre 0,36 a 0,69 e de 0,42 a 0,71 para os dados diários e oito dias, respectivamente. No entanto, considerando apenas as seis estações localizadas na região semiárida verificou-se uma melhora no desempenho estatístico das validações. O r de Pearson variou de

correlações moderadas a fortes para o intervalo de tempo diário e de oito dias, sendo que para esse último intervalo, cinco das seis estações foram classificadas com forte correlação. Para o índice de Willmott, as correlações variaram de 0,51 a 0,86 para os intervalos diários e entre 0,52 a 0,95 para o intervalo de oito dias, sendo quatro dessas estações classificadas entre 0,83 a 0,95.

Figura 23 - Distribuição espacial da umidade do solo *in situ* (a, c, e, g) e SMOS (b, d, f, h) para (a, b) janeiro-fevereiro-março (JFM), (c, d) abril-maio-junho (AMJ), (e, f) julho-agosto-setembro (JAS) e (g, h) outubro-novembro-dezembro (OND).



Os dados do SMOS exibiram as correlações mais fortes com a rede CEMADEN porque todas as estações estavam localizadas na região semiárida. No entanto, quando considerada apenas as correlações dos dados SMOS com as estações da APAC situadas na região semiárida, essas apresentaram melhores desempenhos estatísticos.

A avaliação fundamentada na média da área também mostrou que as estações localizadas na região semiárida apresentaram o melhor desempenho. As correlações variaram de forte a muito

forte em ambos os intervalos de tempo. Considerando as três regiões, o Agreste apresentou os melhores valores de correlação. O teste *t* de *Student* foi aplicado a todas as correlações para verificar se os resultados eram estatisticamente significativos. Os resultados mostraram que os dados de SMOS e *in situ* tiveram uma correlação estatisticamente significativa com apenas uma exceção. A estação com menor número de amostras para o intervalo de oito dias ($n = 11$) apresentou um valor de *p* maior que 0,05.

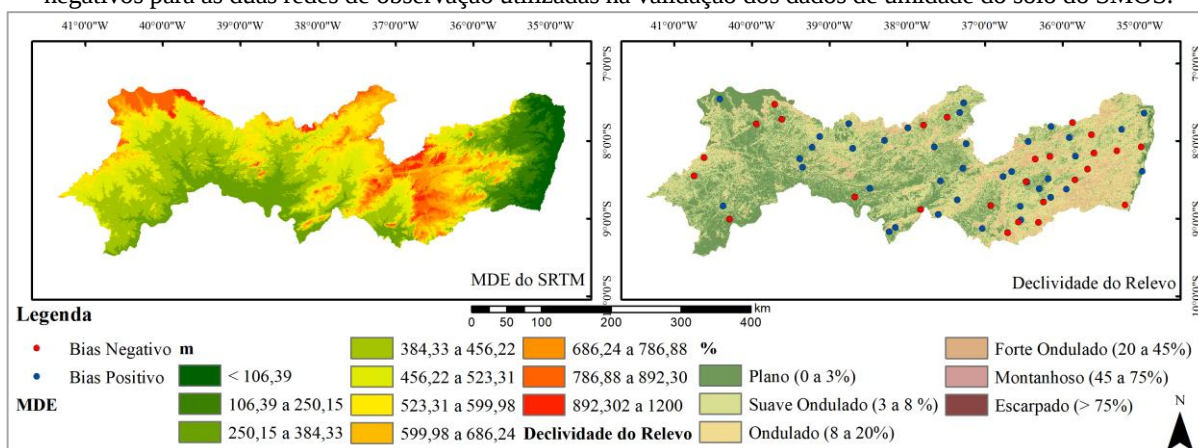
Apesar da diferença de desempenho, o satélite SMOS foi capaz de capturar satisfatoriamente a variação temporal nos dados *in situ* tanto nas regiões secas quanto nas úmidas, capturando com precisão a sazonalidade devido à chuva (Kerr *et al.*, 2016). O produto de umidade do solo SMOS forneceu resultados consistentes para todas as áreas, variando das mais secas a úmidas. Desempenho semelhante foi observado por Molero *et al.* (2016), para os quais a melhor concordância entre SMOS e os dados *in situ* foram obtidos para uma região semiárida. Outros estudos também relataram melhores resultados para validar os dados de umidade do solo estimados por sensoriamento remoto em terras semiáridas em comparação com regiões temperadas (Malbêteau *et al.*, 2016; Merlin *et al.*, 2012). A validação dos dados do SMOS realizada por Molero *et al.* (2016) foi obtida em quatro áreas de estudo com características climáticas diferentes. Esses dados foram processados pelo algoritmo de *DISgregation* fundamentado na mudança de escala física e teórica (*DISPATCH*), que gera dados de umidade do solo com resolução de 1 km. Os resultados mostraram que o produto melhorou a correlação espaço-temporal com medidas *in situ* para regiões semiáridas com variabilidade considerável do espaço de umidade do solo, devido à precipitação e irrigação. Nas regiões subúmidas, o desempenho do algoritmo foi ruim, exceto no verão, para o qual os resultados foram melhores.

O conjunto de BIAS calculado apresentou valores positivos e negativos. Os resultados foram principalmente positivos, o que revela uma leve superestimação dos dados do SMOS em relação a ambas as redes de observação para as validações por área e por pixel-estação. Neste último, ambas as redes tiveram um BIAS que foi mais de 50% positivo, e a superestimação foi mais evidente quando os dados de satélite foram validados com as estações APAC, para os quais 75% dos dados diários tiveram um BIAS positivo e 66,7% para a média de oito dias.

As estações foram localizadas em terrenos com declividade variando entre 0% e 20%. O intervalo de inclinação de 0-3% (compreendendo 25 estações) tendeu a apresentar uma proporção de tendência positiva maior do que a proporção geral, representando um BIAS positivo em 76% das estações e um bias negativo em 24% das estações. O intervalo de 3-8% (31 estações) teve uma proporção próxima do valor global (58% positivos e 42% negativos).

Por fim, o intervalo de 8 a 20% (oito estações) apresentou um BIAS positivo menor que a proporção geral (12,5% positivos e 87,5% negativos) (Figura 24).

Figura 24 - Declividade do relevo em percentual a partir do MDE do SRTM e a distribuição dos BIAS positivos e negativos para as duas redes de observação utilizadas na validação dos dados de umidade do solo do SMOS.



A subestimação foi identificada por alguns autores durante os procedimentos de validação (Al Bitar *et al.*, 2012; González-Zamora *et al.*, 2015; Kerr *et al.*, 2016; Lavaca *et al.*, 2012; Martínez-Fernández *et al.*, 2016; Sánchez *et al.*, 2012). He *et al.* (2017) verificaram que o brilho do sol, que é a radiação solar refletida da superfície da terra perto da direção especular, pode afetar a temperatura de brilho aumentando a emissividade e diminuindo a umidade do solo, o que resulta em BIAS negativo. O brilho do sol é mais forte para terrenos mais inclinados, ângulos de incidência solar mais baixos e solos mais úmidos. O método desenvolvido por He *et al.* (2017) mostraram que a inclusão da inclinação do terreno resultará em um forte brilho solar para o radiômetro SMAP, o que significa maior temperatura de brilho e, consequentemente, menor umidade do solo.

O RMSD médio calculado com séries temporais diárias na validação pixel-estação e área foi de $0,071 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ e $0,04 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$, respectivamente. Esses valores estão próximos da precisão esperada de $0,04 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ do sensor MIRAS-SMOS. O RMSD foi particularmente baixo na média de área para as regiões do Sertão ($0,025 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$) e Agreste ($0,033 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$).

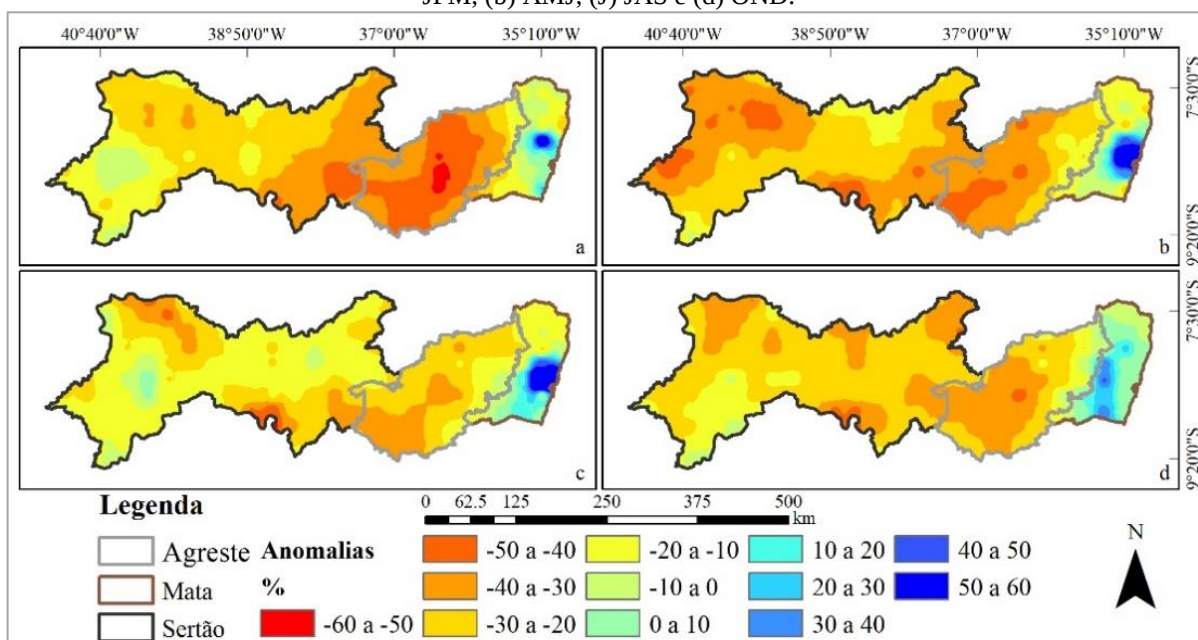
Algumas das estações do CEMADEN apresentaram desempenho inferior durante o período seco, como mostram as Figuras 19 e 20. González-Zamora *et al.* (2015) observaram a subestimação dos dados do SMOS, particularmente nos períodos secos, mas esse comportamento ainda não foi bem caracterizado ou compreendido.

4.2 ANOMALIAS DA UMIDADE DO SOLO DO SATÉLITE SMOS E PRECIPITAÇÃO

Desde 2012 a área de estudo tem sido impactada por uma seca prolongada, que trouxe consequências ambientais, sociais e econômicas. O período entre 2012 e 2017 foi considerado uma das mais severas secas já registradas em termos de precipitação no Nordeste do Brasil (Marengo *et al.*, 2017; Paredes-Trejo e Barbora, 2017).

O uso de dados do SMOS permitiu avaliar o impacto da baixa precipitação na umidade do solo no Estado de Pernambuco. Idealmente, o período de seca deve ser comparado durante o maior período de tempo possível. No entanto, devido ao início da operação do SMOS em 2010, o período de referência foi limitado a 2010–2011. Uma análise usando séries de precipitação mostrou que a precipitação total anual em 2010 e 2011 pode ser considerada próxima da média histórica. A anomalia de umidade do solo foi calculada em termos de porcentagem, em que um valor negativo significa que o período 2012–2017 foi mais seco do que 2010–2011. Grandes áreas do Estado pernambucano foram impactadas pelo período de seca, como pode ser visto na Figura 25, com destaque para as terras semiáridas nas mesorregiões do Sertão e do Agreste. Algumas partes da área de estudo exibiram anomalias negativas perto de 50% durante a estação chuvosa de JFM e AMJ.

Figura 25 - Anomalia da umidade do solo em 2012–2017 em comparação com 2010–2011 para as estações (a) JFM, (b) AMJ, (c) JAS e (d) OND.



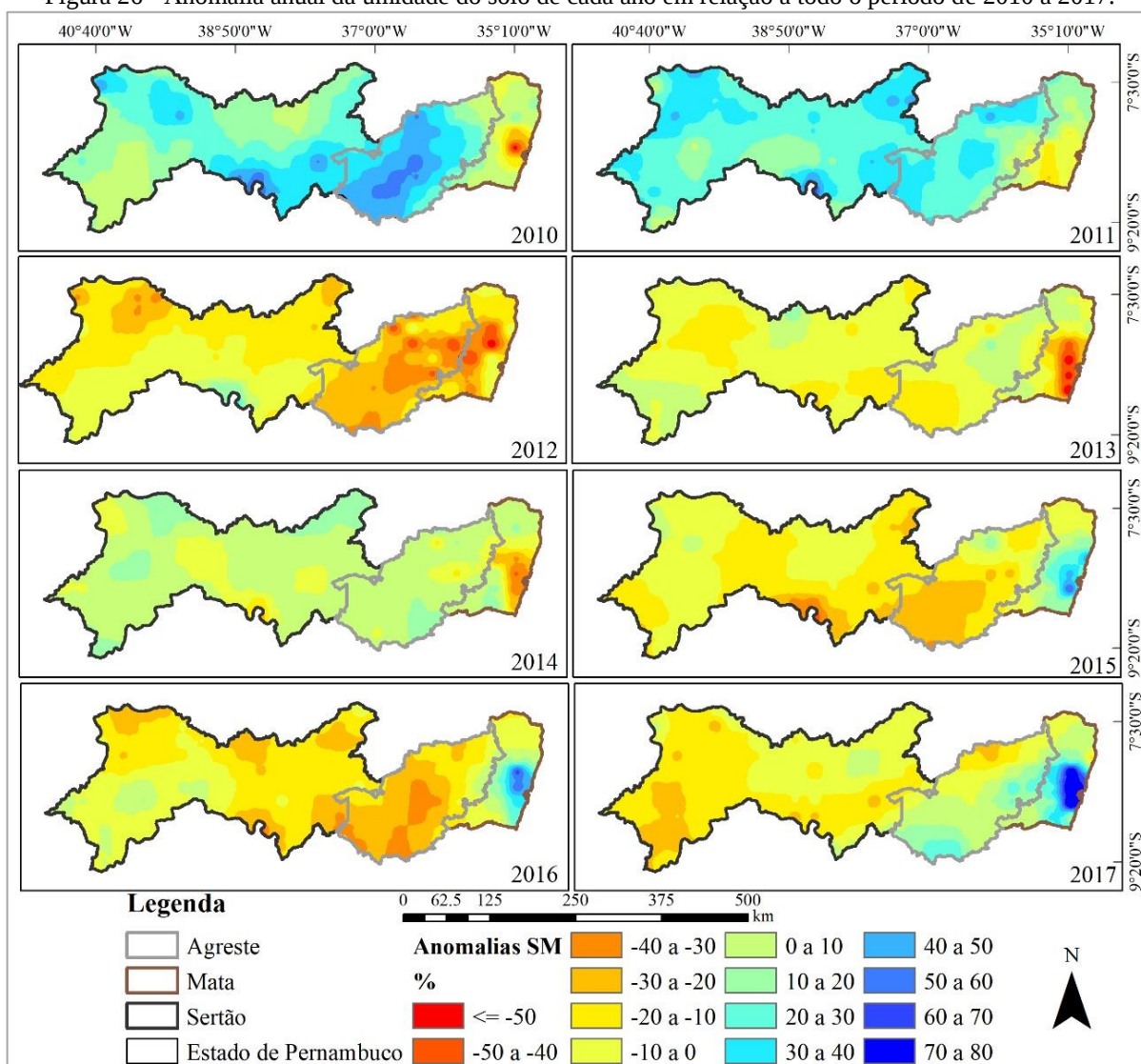
Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018)¹.

Outro método de análise envolveu o cálculo da anomalia de cada ano em relação a todo o período. Como pode ser visto na Figura 26, os anos mais chuvosos foram 2010 e 2011 na região semiárida (Sertão e Agreste). Para a região da Mata, 2017 foi o ano mais chuvoso. O ano mais

seco para todas as regiões foi 2012, onde os valores de anomalia foram cerca de -50% nas regiões Agreste e Mata. Comportamento semelhante foi observado pela análise da anomalia de precipitação para o mesmo período (Figura 27). No entanto, no caso da precipitação, os valores de anomalia foram mais evidentes do que a umidade do solo.

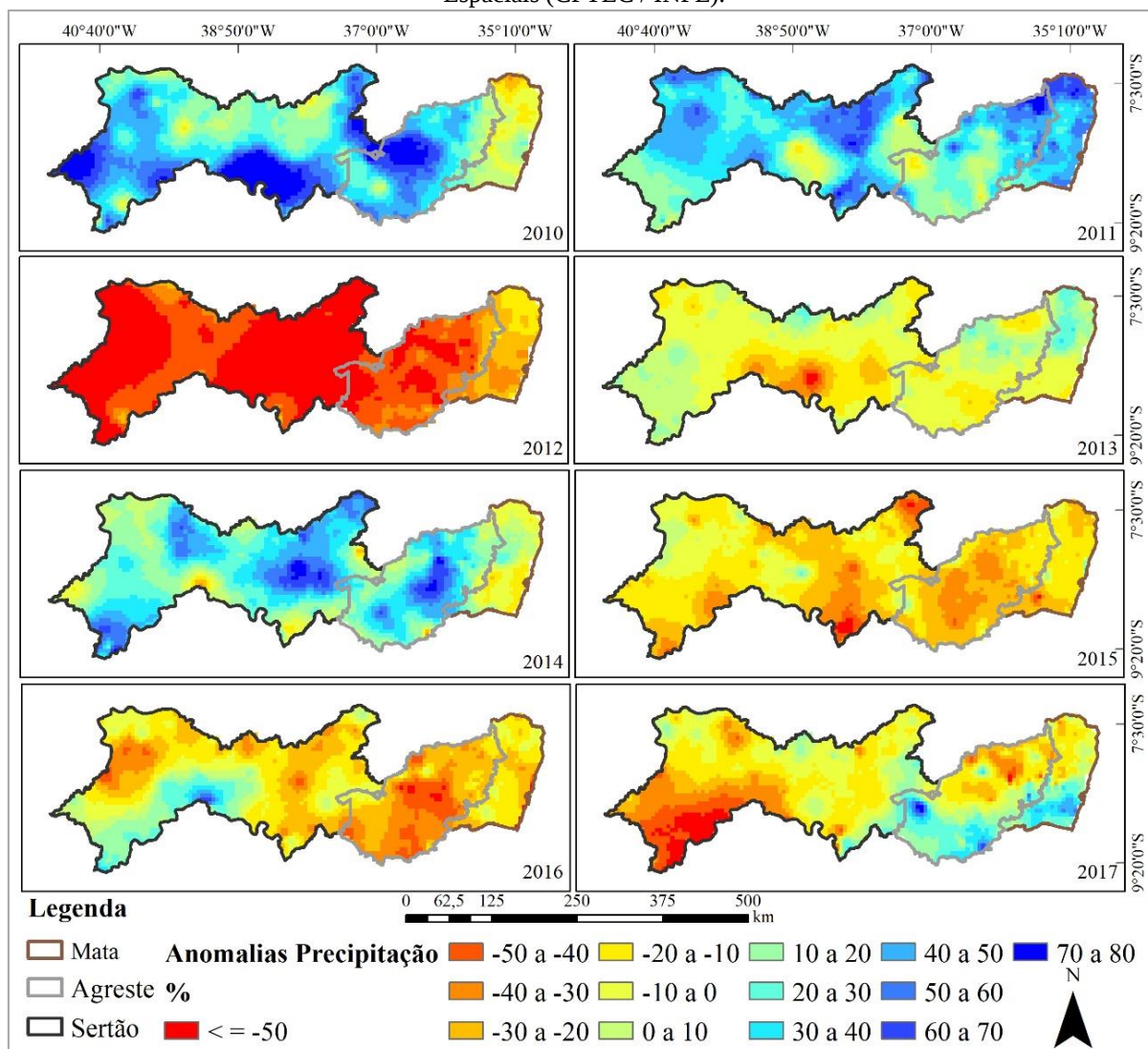
Este evento de seca foi estudado por muitos autores. O ano de 2012 foi identificado como o mais grave para o período, seguido pelo biênio 2015-2017 (Cunha *et al.*, 2017; Marengo *et al.*, 2017, Rossato *et al.*, 2017). Brito *et al.* (2017) destacaram a intensidade das secas durante o período de 1981 a 2016, incluindo sua severidade, frequência e duração, e considerando aspectos hidrometeorológicos e agrícolas. O período mais severo e prolongado de cinco anos de seca ocorreu entre 2011 e 2016.

Figura 26 - Anomalia anual da umidade do solo de cada ano em relação a todo o período de 2010 a 2017.



Fonte: Adaptado de Souza *et al.* (2018)¹.

Figura 27 - Anomalia anual da precipitação em relação ao período de 2010 a 2017. Fonte de dados de precipitação: Centro de Previsões Meteorológicas e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (CPTEC / INPE).



4.3 ÍNDICES DE SECA

Nessa segunda fase são apresentados todos os resultados dos índices de seca trabalhados. Os índices meteorológicos foram o SPI-1, SPI-3, SPI-12 e os índices agrícolas foram: o VHI, o NVSWI e o SMADI. Posteriormente, esses foram utilizados para avaliar o nível de relação estatística com o índice SMADI por meio da correlação r de Pearson.

4.3.1 Índice de Precipitação Padronizado (SPI)

O SPI é um índice calculado a partir dos dados de precipitação pluviométrica e pode ser utilizado no monitoramento tanto de condições úmidas como de secas em diferentes escalas

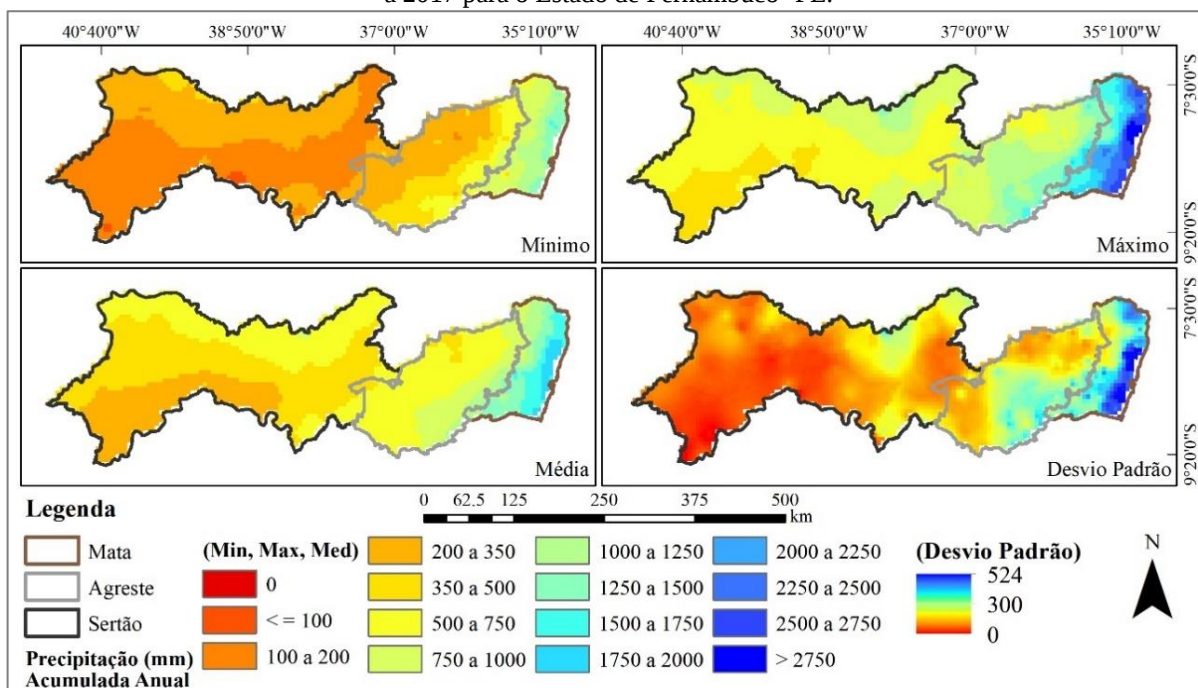
de tempo. Nessa pesquisa foram utilizados o SPI-1, SPI-3 e SPI-12 meses fornecidos pelo CPTEC/INPE abrangendo o período de 1961 a 2017, correspondendo a aproximadamente 60 anos de dados, sendo avaliado com mais detalhe os anos de 2010 a 2017, mesmo intervalo de tempo que os dados de umidade do solo utilizados nessa pesquisa.

Em uma primeira análise foram realizados os principais cálculos de estatísticas básicas dos dados utilizados, avaliando os valores mínimos, máximos, média e desvio padrão, a fim de proporcionar uma melhor interpretação visual desses produtos.

Na Figura 28, essa análise estatística foi aplicada aos dados de precipitação acumulada anual abrangendo os anos de 2010 a 2017. Nessa avaliação é possível verificar que os valores mínimos de precipitação acumulada para a região do Sertão apresentaram em algumas áreas um acumulado menor ou igual a 100 mm, sendo a predominância para essa região de valores entre 100 a 200 mm durante o período avaliado, seguida da região do Agreste com predominância de precipitação acumulada anual entre 200 a 350 mm, sendo os maiores valores mínimos acumulados para a região da Mata. Os valores máximos de precipitação acumulada anual também foram registrados para a região da Mata e os menores valores de máxima para a região do Sertão. Quando avaliado os valores médios de precipitação acumulada durante o período estudado, os menores precipitados abrangeram boa parte do Sertão do São Francisco Pernambucano, onde as atividades agrícolas são predominantes, sendo essa atividade irrigada pelo rio São Francisco. Outra área também afetada com os menores precipitados foi o núcleo de desertificação Cabrobó com valores médios de precipitação acumulada anual entre 200 a 350 mm. Ao analisar o desvio padrão dos dados de precipitação verifica-se que na maior parte da região sertaneja as variações foram mínimas, seguida da região do Agreste, na qual também foram identificadas variações de precipitação acumulada anual acima de 300 mm, principalmente em áreas próximas a região da Mata, na qual foram identificadas as maiores variações de precipitado.

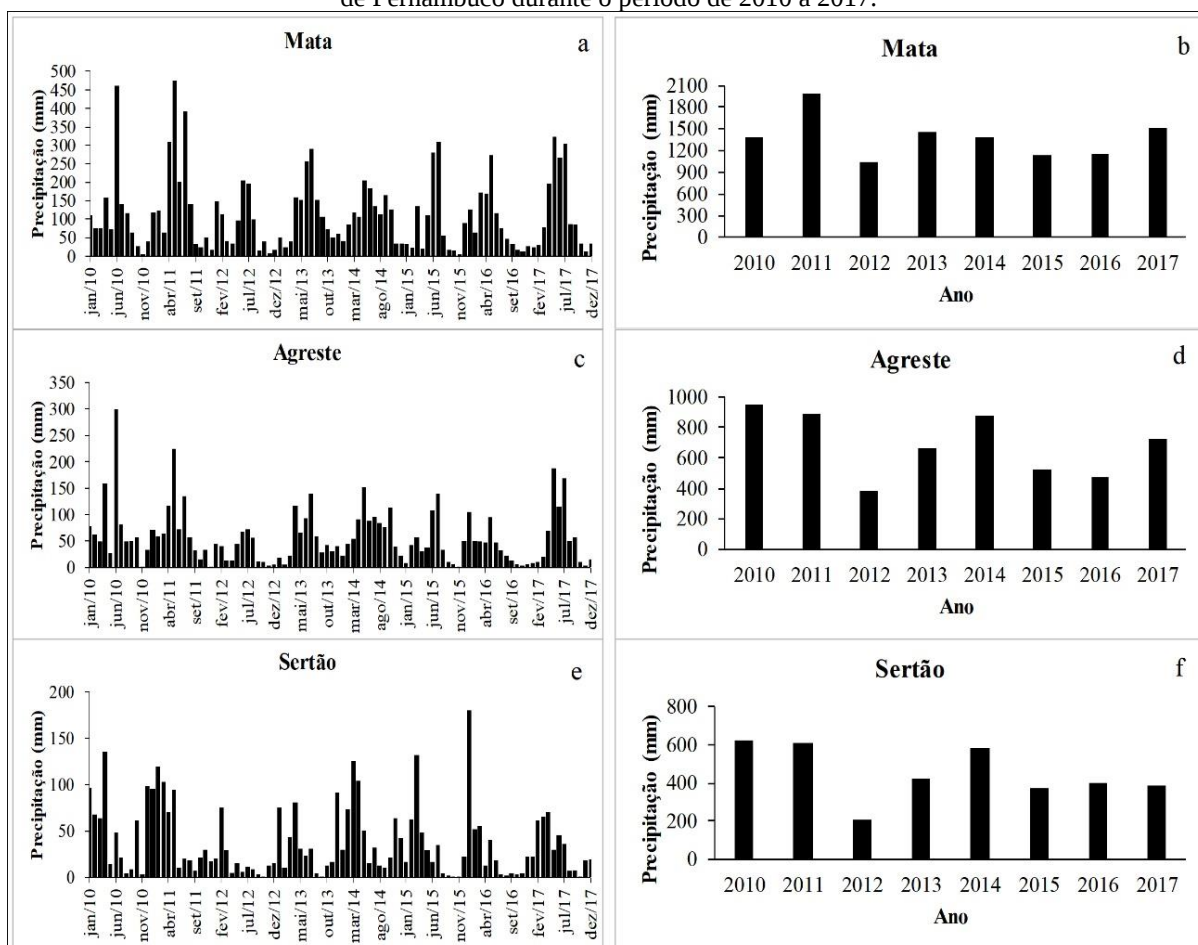
De forma mais detalhada é possível verificar na Figura 26 a precipitação acumulada mensal (Figura 29 a, c, e) e a anual (Figura 29 b, d, f) por região climática, durante o período de 2010 a 2017. Avaliando a precipitação acumulada anual observa-se que o ano mais chuvoso para a região da Mata foi o ano de 2011 e para o Agreste e Sertão os anos de 2010, 2011 e 2014, sendo 2010 o ano com maior valor precipitado. No entanto, o ano de 2012 foi o que apresentou para todas as regiões o menor valor de precipitação acumulada anual, sendo o acumulado de precipitação por região de 1039,5 mm para a Mata, 387,4 mm para o Agreste e de 205,7 mm para o Sertão.

Figura 28 - Cálculo de estatística básica para a precipitação acumulada anual (mm) abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



Fonte: A autora (2019).

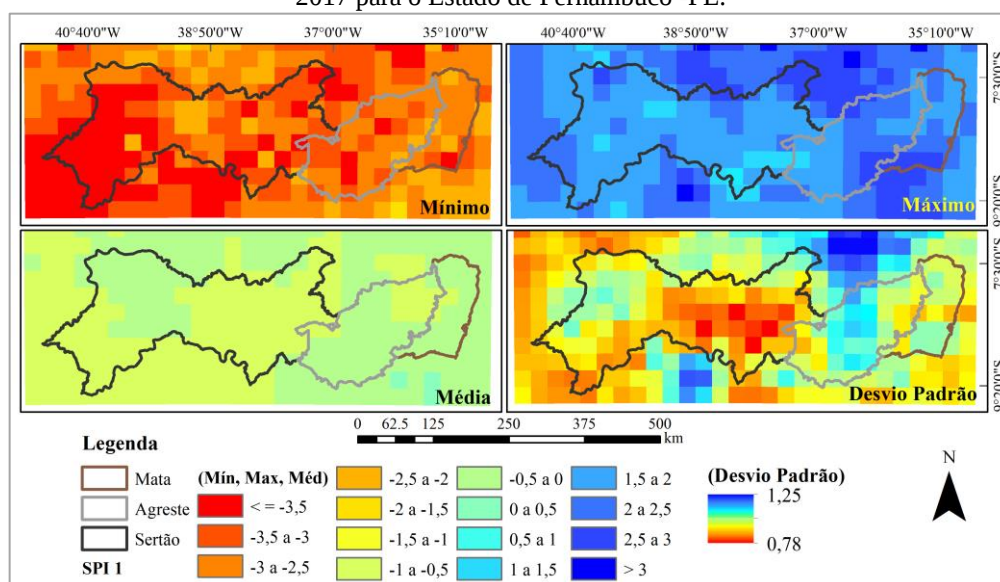
Figura 29 - Precipitação pluviométrica mensal (a, c, e) e acumulada anual (b, d, f) por região climática no Estado de Pernambuco durante o período de 2010 a 2017.



Fonte: A autora (2019).

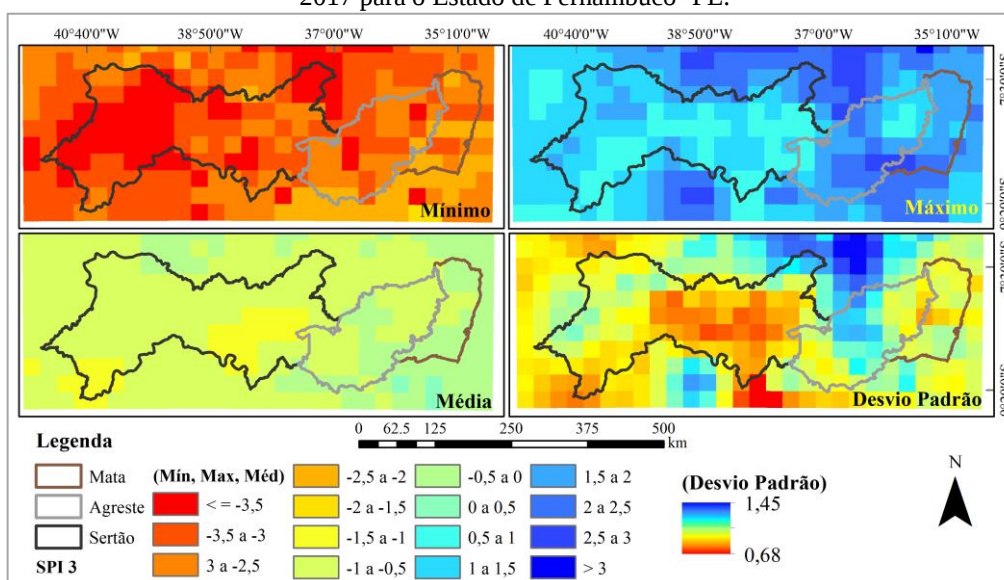
Os cálculos de estatística básica também foram realizados para o SPI-1 (Figura 30), SPI-3 (Figura 31) e SPI-12 meses (Figura 32) no período de 2010 a 2017, nos quais foram identificados os pixels com os menores e maiores valores de SPI nesse período, assim como a média desse índice por pixel. O desvio padrão em todas as variações de SPI apontaram as regiões onde ocorreram as menores e as maiores variações nos valores desse índice, sendo a área central da região do Sertão onde ocorreram as menores variações, abrangendo também o núcleo de desertificação situado no Sertão do São Francisco pernambucano e os maiores desvios da média foram identificados na região do Agreste.

Figura 30 - Cálculo de estatística básica para o SPI-1 do período de 1961 a 2017 avaliado para os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



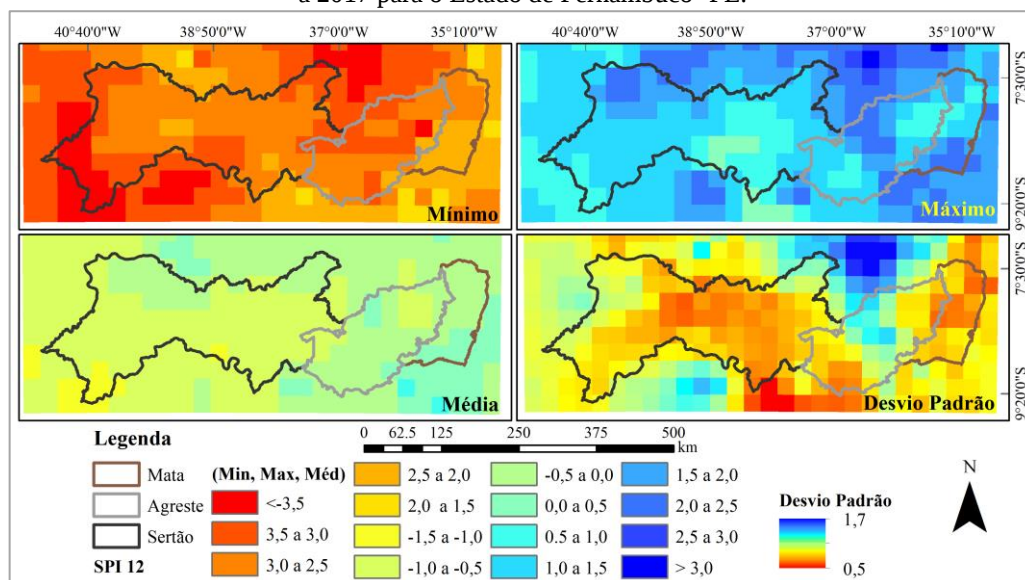
Fonte: A autora (2019).

Figura 31 - Cálculo de estatística básica para o SPI-3 do período de 1961 a 2017 avaliado para os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



Fonte: A autora (2019).

Figura 32 - Cálculo de estatística básica para o SPI-12 do período de 1961 a 2017 avaliado para os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



Fonte: A autora (2019).

Os eventos de seca estão relacionados principalmente à diminuição ou à escassez da precipitação durante um período de tempo, resultando em impactos em diversos setores. Os impactos desse evento são identificados quando existe a ocorrência de desvios negativos de precipitação em relação à média climatológica e essa condição pode ser agravada pelas atividades humanas como, por exemplo, o aumento da irrigação em culturas agrícolas para garantir a sua produtividade.

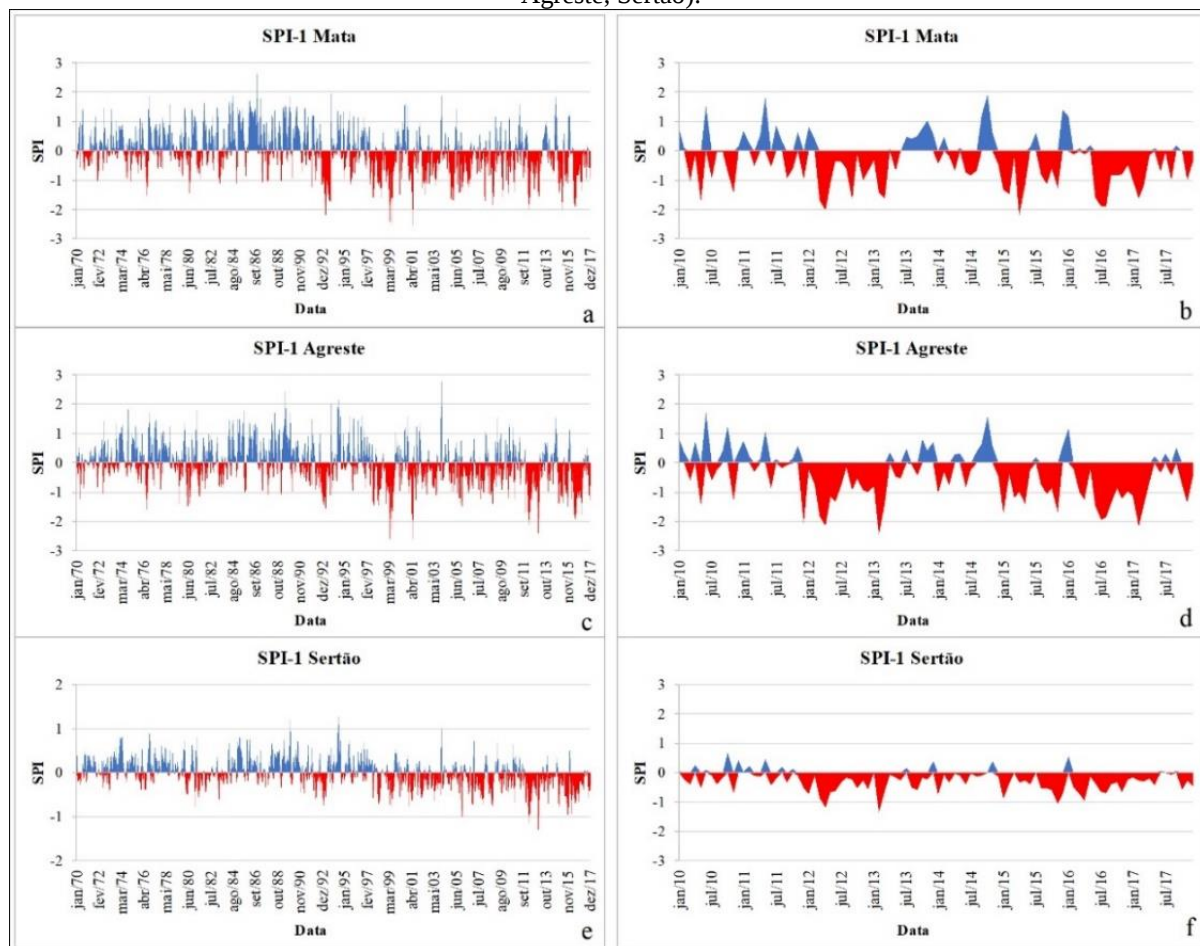
O monitoramento de seca realizado a partir do SPI pelo CPTEC/INPE considera como condição de seca apenas os valores negativos do índice com valores de $SPI \leq -0,5$, com categorias de intensidade desse fenômeno variando de fraca a excepcional (<http://clima1.cptec.inpe.br/spi/pt>), seguindo a mesma metodologia utilizada pelo Sistema Nacional Integrado de Informações sobre Seca dos Estados Unidos da América (NIDIS).

Para todas as variações de SPI trabalhadas nessa pesquisa destaca-se o índice com valor maior ou igual a zero na cor azul e para os valores negativos a cor vermelha, seguindo a classificação de McKee *et al.* (1993), que considera como seca leve valores de $SPI \leq 0$ e para seca moderada valores de $SPI \leq -1$.

Na Figura 33, pode-se observar o comportamento do SPI-1 durante o período de 1970 a 2017, com ênfase no período de 2010 a 2017, o qual está apresentado por região climática: Mata (Figura 33 a, b), Agreste (Figura 33 c, d) e Sertão (Figura 33 e, f), respectivamente. Avaliando-se o histórico para o SPI-1 verifica-se que para a região da Mata e Agreste as condições de seca se mostraram mais evidentes do que em relação a região do Sertão. Dentre os anos com $SPI \leq -1$, indicando seca moderada em alguns meses para a região da Mata e Agreste, estão os anos de: 1976,

1980, 1981, 1983, 1987, 1991, 1992, 1993, 1997, 1998, 1999, 2001, 2002, 2003, 2005, 2006, 2007, 2008, 2012, 2013, 2015 a 2017.

Figura 33 - Índice SPI-1 calculado a partir de 1961 pelo CPTEC/INPE. Comportamento do SPI-1 de 1970 a 2017 (a, c, e) e destaque para a resposta do índice de 2010 a 2017 (b, d, f), avaliado por região climática (Mata, Agreste, Sertão).



Fonte: A autora (2019).

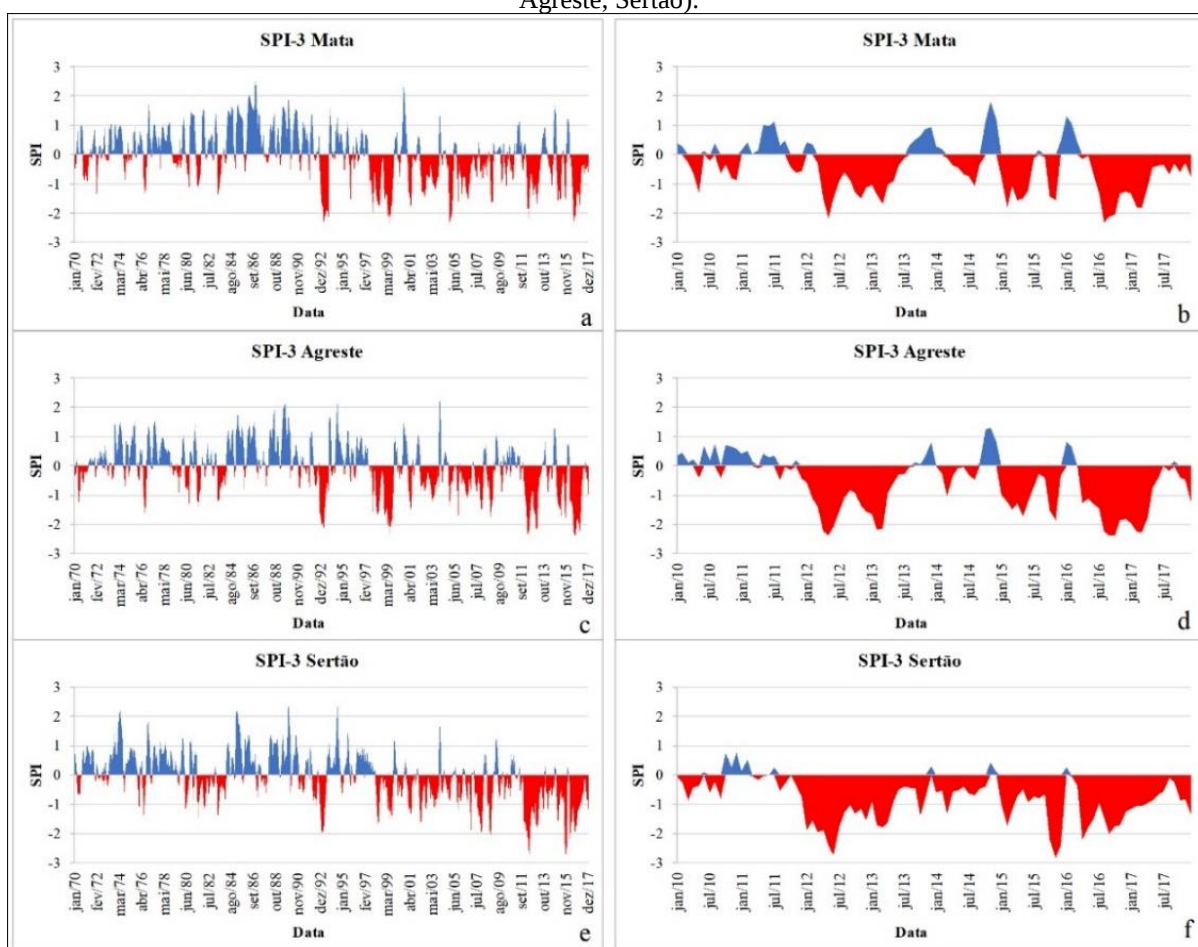
No período enfatizado nessa pesquisa, 2010 a 2017, a seca se mostrou mais evidente em 2012, seguida dos anos 2015 a 2017, apresentando maior intensidade e duração na região do Agreste (Figura 33 b, d, f).

Os resultados encontrados corroboram com Barbosa *et al.* (2019), que analisaram o impacto da seca na vegetação de caatinga para o Nordeste Brasileiro (NEB) e um dos índices utilizados foi o SPI-1, abrangendo as séries temporais de março-abril-maio para o período 1901 a 2016 e observaram que dentre os anos com $SPI \leq -1$ foram identificados os anos de 1976, 1980, 1983, 1991, 1992, 1993, 1998, 2007, 2012 e 2016. Segundo os autores o período mais longo de anos consecutivos em que a precipitação total sazonal esteve abaixo da média, ou seja, valores negativos indicando quantidade abaixo da normal de precipitação, ocorreu entre 2010 a 2016 piorando no ano de 2012. Isso evidencia que o impacto da seca aumenta com a duração de períodos de seca.

O comportamento do SPI-3 e o SPI-12 são apresentados nas Figuras 34 e 35, respectivamente. A utilização desse índice aplicado em diferentes escalas de tempo permite identificar um agravamento da seca em todas as regiões a medida que os meses são acumulados, evidenciando os impactos da seca a médio prazo, principalmente na região semiárida.

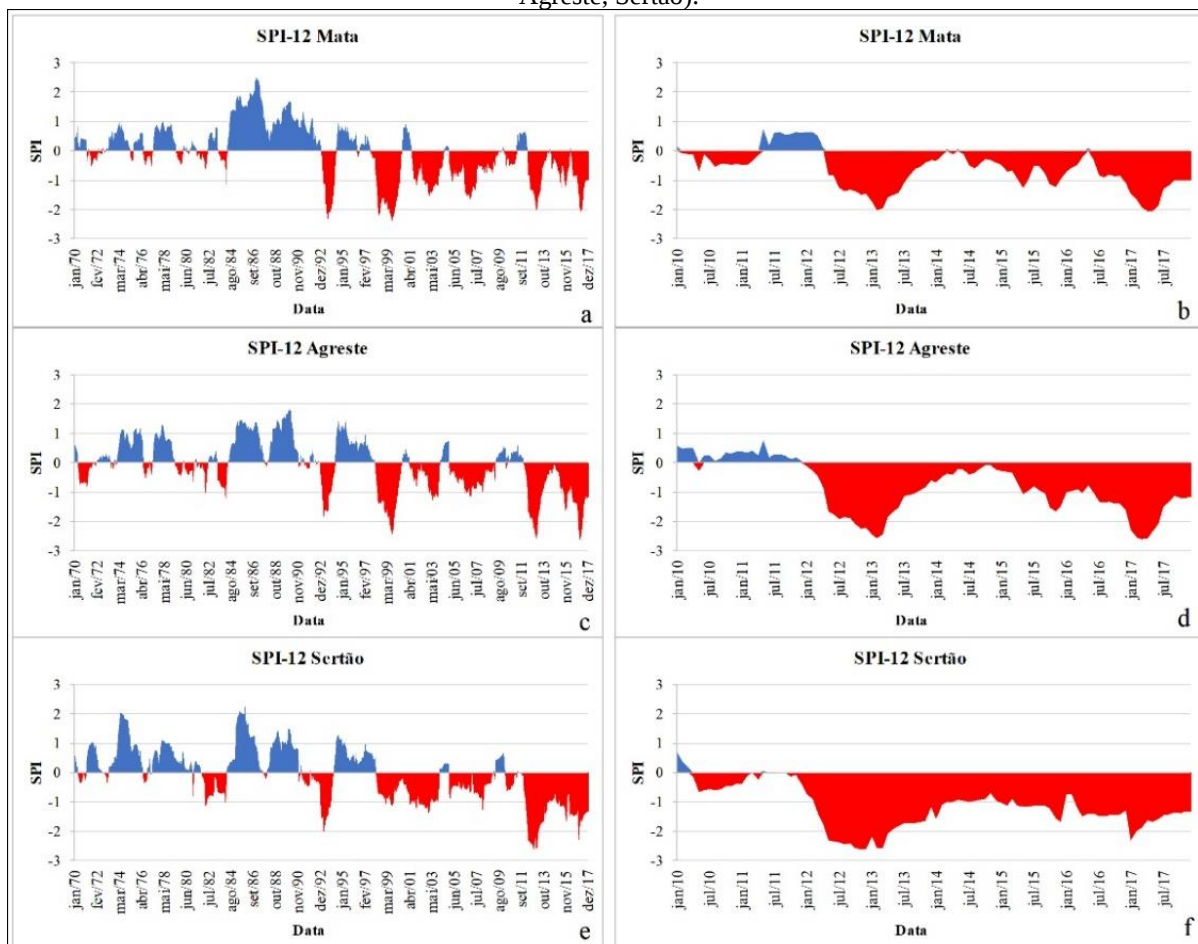
Quando avaliado o resultado do histórico do SPI-3 observa-se uma seca mais intensa em 1993, 1997 a 1999, 2001, 2005 e entre 2012 a 2017 para todas as regiões (Figura 34). Já quando avaliado o SPI-12 no período de 1970 a 2017 fica evidente que o impacto da seca se torna mais intenso e apresenta maior duração entre 2012 a 2017, com uma redução desse fenômeno em 2014 (Figura 35). Para as regiões do Agreste e Sertão, no período de 2010 a 2011, o SPI-3 e o SPI-12 apresentaram valores negativos em alguns meses, mas esses não atingiram valores menores ou iguais a -1, o que significa que nesse período foi registrada apenas seca leve, segundo a classificação de McKee *et al.* (1993), sendo essa seca mais evidente na região do Sertão.

Figura 34 - Índice SPI-3 calculado a partir de 1961 pelo CPTEC/INPE. Comportamento do SPI-3 de 1970 a 2017 (a, c, e) e destaque para a resposta do índice de 2010 a 2017 (b, d, f), avaliado por região climática (Mata, Agreste, Sertão).



Fonte: A autora (2019).

Figura 35 - Índice SPI-12 calculado a partir de 1961 pelo CPTEC/INPE. Comportamento do SPI-12 de 1970 a 2017 (a, c, e) e destaque para a resposta do índice de 2010 a 2017 (b, d, f), avaliado por região climática (Mata, Agreste, Sertão).



Fonte: A autora (2019).

As secas severas mais recentes no Semiárido Brasileiro (SAB) também foram abordadas por Alvalá *et al.* (2019), Brito *et al.* (2017), Buriti e Barbosa (2018), Marengo *et al.* (2017) e Rossato *et al.* (2017).

Alguns desses eventos de seca são impulsionados pelo *El Niño* Oscilação Sul (ENOS), que consistem em anomalias positivas na Temperatura da Superfície do Mar (TSM) do Pacífico Equatorial, como as secas que ocorreram nos anos de: 1966, 1982, 1983, 1986, 1987, 1997, 1998, 2005, 2010 e 2015, listados no portal da *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) dos Estados Unidos (https://www.esrl.noaa.gov/psd/enso/past_events.html). No entanto, nem todas as secas estão relacionadas a essa ocorrência. Segundo Marengo *et al.* (2017) nas secas de 1992, 1998, 2002, 2010 e de 2012 a 2016, apenas os anos de 1998, 2002, 2015 e 2016 ocorreram durante o *El Niño*, já a seca extrema de 2012 se deu durante um evento de *La Niña*, que é caracterizada pelo esfriamento anormal das águas do Pacífico.

Tal análise está em consonância com Buriti e Barbosa (2018), que também avaliaram a ocorrência de seca no SAB, identificando os anos com SPI negativo e os eventos de *El Niño* na região. Kane (1997) também evidenciou que dos 46 eventos de *El Niño* registrados no período de 1849 a 1992 apenas 21 estavam associados a secas no Nordeste, sugerindo que nem todos os anos de ENOS levam à seca nessa região.

4.3.2 NDVI, LST-Dia e SM-SMOS

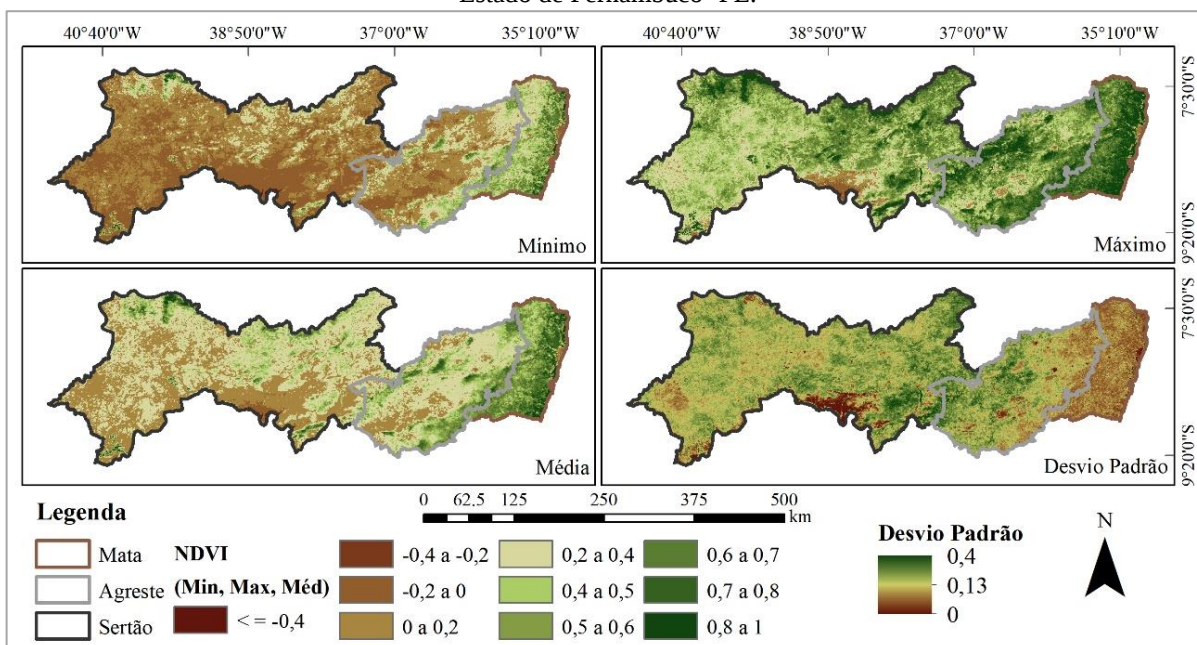
A variação da precipitação no espaço e no tempo pode ser um alerta precoce de secas, pois as precipitações persistentes abaixo da média acarretam impactos nos solos, no vigor da vegetação, nos recursos hídricos, na sociedade e na economia. Os impactos sobre a vegetação podem ser observados por meio do NDVI, que possui relação direta com a precipitação e são inversamente proporcionais as altas temperatura da superfície do solo e que também estão relacionados a umidade do solo, que diminui gradualmente a medida que a seca se intensifica.

O NDVI é um índice fundamentado em sensoriamento remoto e tem sido muito utilizado no monitoramento da seca agrícola por fornecer o estado de saúde da vegetação, indicando condição de seca quando o índice é muito baixo e a temperatura da vegetação é alta (Cunha *et al.*, 2017 e Sousa Júnior *et al.*, 2010).

Uma avaliação do NDVI para o SAB, referente aos meses de março para os anos de 2011 a 2016 foi realizado por Buriti e Barbosa (2018). Os resultados indicaram seca extrema em grande parte da região estudada, sendo março de 2013 o período mais crítico.

A fim de ter uma visão holística do comportamento desse índice, durante o período abordado nesse estudo, foi realizada uma análise estatística para a média anual do NDVI para o Estado de Pernambuco com os valores mínimos, máximos, média e o desvio padrão (Figura 36). Nessa avaliação é possível observar, que os menores valores de NDVI se concentraram na região semiárida, onde as precipitações pluviométricas são irregulares e baixas, já os maiores valores mínimos de NDVI estão na região da Mata, onde ocorrem as maiores precipitações. Os valores máximos de NDVI também são encontrados na região da Mata e essa variação entre os valores mínimos e máximos é uma das menores quando comparado as outras regiões do Estado e isso pode ser observado nos baixos valores de desvio padrão. Os valores médios indicam que as regiões que mais sofreram com os baixos valores de vigor da vegetação foram parte do Agreste e do Sertão, sendo o Sertão do São Francisco pernambucano a mesorregião mais atingida, com ênfase no núcleo de desertificação Cabrobó (Figura 36).

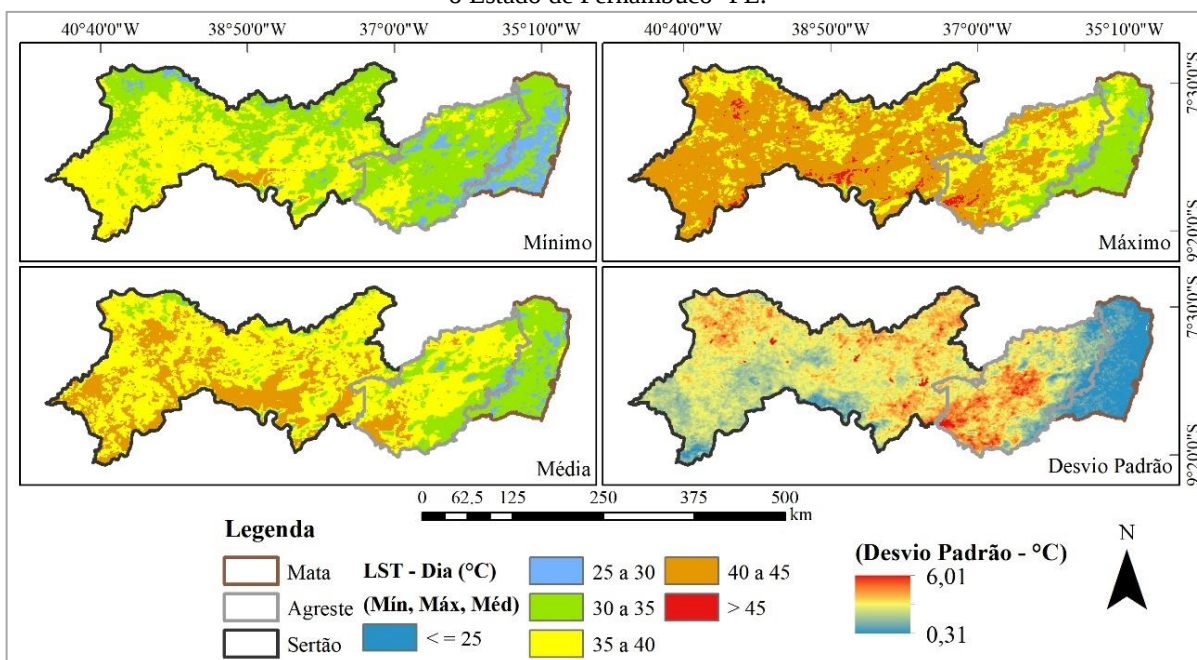
Figura 36 - Cálculo de estatística básica para a média anual do NDVI abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



Fonte: A autora (2019).

Esse comportamento, para o núcleo de desertificação, também pode ser observado nas estatísticas de temperatura (Figura 37), evidenciando que essa área é uma das que apresentou as maiores temperaturas de superfície do Estado. Verifica-se ainda que as regiões que apresentaram as maiores temperaturas são também as que possuem valores mais baixos de NDVI.

Figura 37 - Cálculo de estatística básica para a média anual do LST-Dia abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



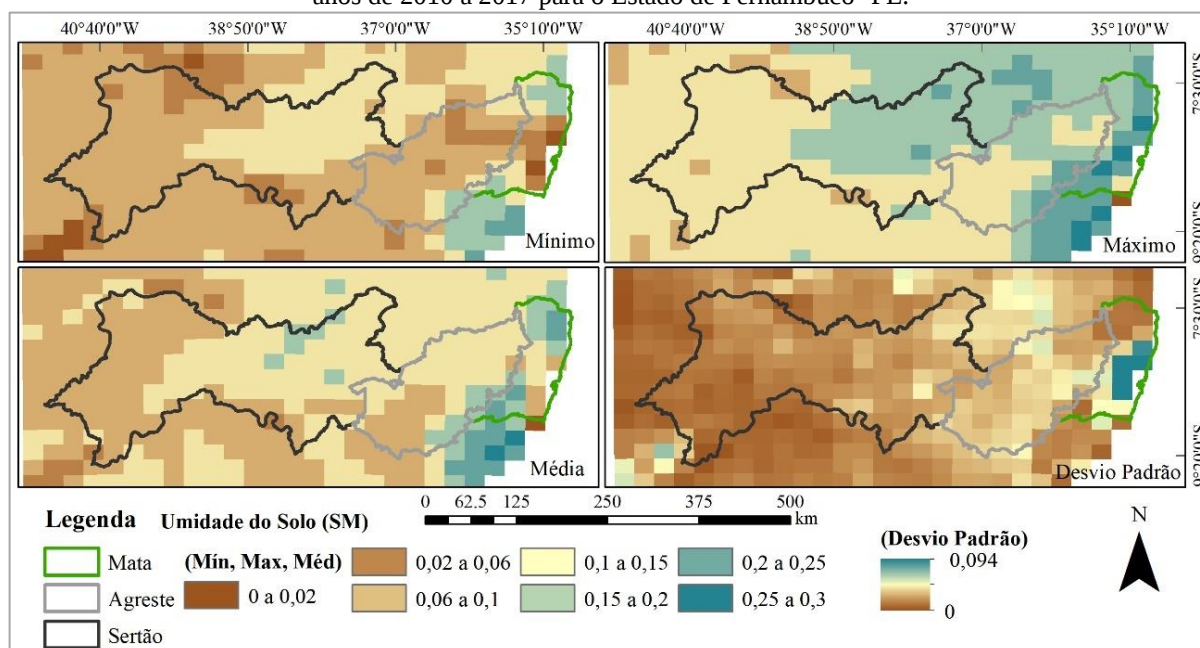
Fonte: A autora (2019).

Ao analisar o desvio padrão do produto de temperatura LST-Dia durante o período trabalhado observa-se que as maiores variações desse parâmetro ocorreram na região do Agreste, indicando que essa área foi a que apresentou valores mais extremos de temperatura. Ainda analisando o desvio padrão, mas agora para a região do Sertão nota-se que a mesorregião do São Francisco Pernambucano, onde se concentra uma área significativa para agricultura do Estado foi também a que apresentou as menores variações de temperatura, indicando que essa área apresentou altas temperaturas de superfície durante todo o período estudando, já que foi também a que mostrou os maiores valores mínimo, máximos e de média para a temperatura de superfície (Figura 37).

A umidade do solo é outra variável que possui grande relevância no estudo da seca e em questões relacionadas à segurança alimentar. A sua variabilidade no tempo e no espaço também constitui em reflexos na vegetação e por isso é tão importante em estudos relacionados a seca agrícola.

As estatísticas da média anual da umidade do solo do satélite SMOS no período de 2010 a 2017, no qual apresentou umidade do solo variando entre valores próximos a zero e $0,3 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ para os resultados de mínima, máxima e média (Figura 38) se mostram coerentes com o comportamento da vegetação e temperatura da superfície.

Figura 38 - Cálculo de estatística básica para a média anual da umidade do solo do satélite SMOS abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



Fonte: A autora (2019).

Avaliando a média do período verifica-se que os menores valores de umidade estão em parte do Sertão e Agreste pernambucano. Observou-se também pelo desvio padrão, que as

regiões semiáridas apresentaram baixa variabilidade de umidade do solo, ao contrário da região da Mata, que mostrou valores baixos e altos de umidade para o período estudado.

Verificou-se que os baixos valores de umidade do solo para a região do Sertão tanto em relação aos valores mínimos quanto aos máximos para essa variável foram encontrados na área referente ao núcleo de desertificação, já para os valores mais altos de umidade para essa mesma região foram identificados para a área da bacia do Pajeú.

Esse resultado corrobora com Inocêncio *et al.* (2019) que trabalharam com dois índices de seca, o SSMI e o SMCI, obtidos para três bacias hidrográficas localizadas em Pernambuco, sendo cada uma situada em uma região climática do Estado.

Estudos como os realizados por Inocêncio *et al.* (2019) e Zeri *et al.* (2018) reforçam que a condição de seca é melhor evidenciada quando representadas por meio de índices. Sánchez *et al.* (2016) sugeriram que o índice de seca agrícola SMADI conseguiu determinar melhor as condições de seca para as áreas estudadas do que a informação de umidade do solo analisada individualmente, pois essa variável analisada de forma isolada não apontou diferença significativa entre áreas úmidas e secas.

4.3.3 VHI

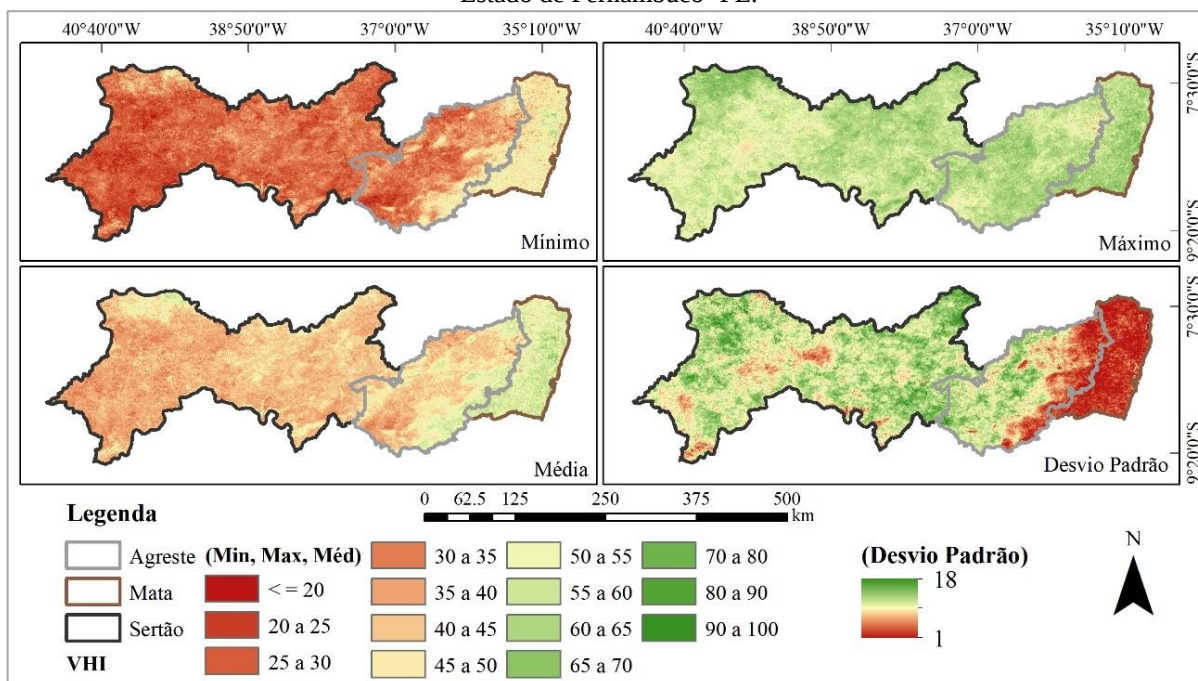
O VHI é um índice de seca agrícola obtido a partir do índice VCI e TCI e consiste em avaliar a saúde da vegetação por meio da estimativa da umidade do solo relacionada as condições térmicas.

Ao analisar a estatística referente a média anual do VHI para o período estudado observa-se uma predominância de valores mínimos abaixo de 30 nas regiões semiáridas, sendo esses valores mais presentes na região do Sertão. Os menores valores de máxima também estão situados nessa região e os maiores valores na região da Mata (Figura 39).

Esse comportamento também é observado nos valores médios de VHI, em que se verifica com clareza a transição que ocorre na região do Agreste, que fica situada entre uma região úmida (Mata) e seca (Sertão). O desvio padrão evidência a pequena variação que ocorre na região da Mata e parte do Agreste, sendo as maiores oscilações no valor do índice predominantes na região semiárida (Figura 39).

Condições de seca também foram observadas para o mesmo período no Estado de Pernambuco por Souza *et al.* (2019) pelo índice VCI calculado a partir do NDVI, já Brito *et al.* (2017) também utilizaram o índice VHI e identificaram para todo o SAB que o quinquênio de 2011-2016 apresentou valores extremos de seca.

Figura 39 - Cálculo de estatística básica para a média anual do VHI abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



Fonte: A autora (2019).

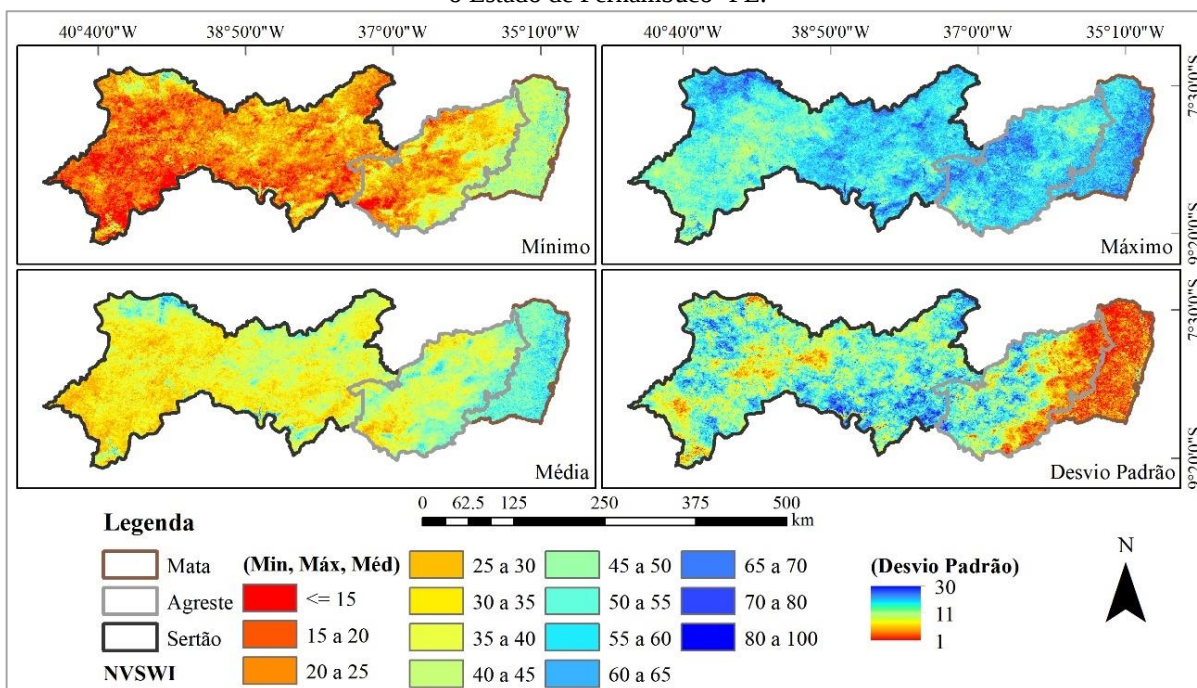
4.3.4 NVSWI

O NVSWI também é um índice de seca agrícola que indica condição de estresse hídrico das plantas. Esse índice também é obtido por produtos de sensoriamento remoto da vegetação (NDVI) e temperatura (LST), os quais possuem características inversamente proporcionais.

Para o período estudado, a estatística da média anual do NVSWI apresentou resultado semelhante as estatísticas do VHI, indicando valores mínimos, em sua maioria, menores que 25 para a região semiárida, sendo esse resultado mais evidente no Sertão pernambucano e os maiores valores mínimos e máximo para a região da Mata. Os valores médios do índice também sugerem que a região do Sertão foi amplamente afetada, seguida da região do Agreste. O desvio padrão indica que as menores variabilidades do índice ocorreram na região da Mata e em uma pequena parte do Agreste e os maiores desvios se deram na região semiárida (Figura 40).

A análise visual do comportamento do NVSWI apresentado nessa pesquisa corrobora com a avaliação da seca realizada por Cunha *et al.* (2017), que utilizaram esse mesmo índice, no entanto, sem normalizá-lo.

Figura 40 - Cálculo de estatística básica para a média anual do NVSWI abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



Fonte: A autora (2019).

4.3.5 SMADI

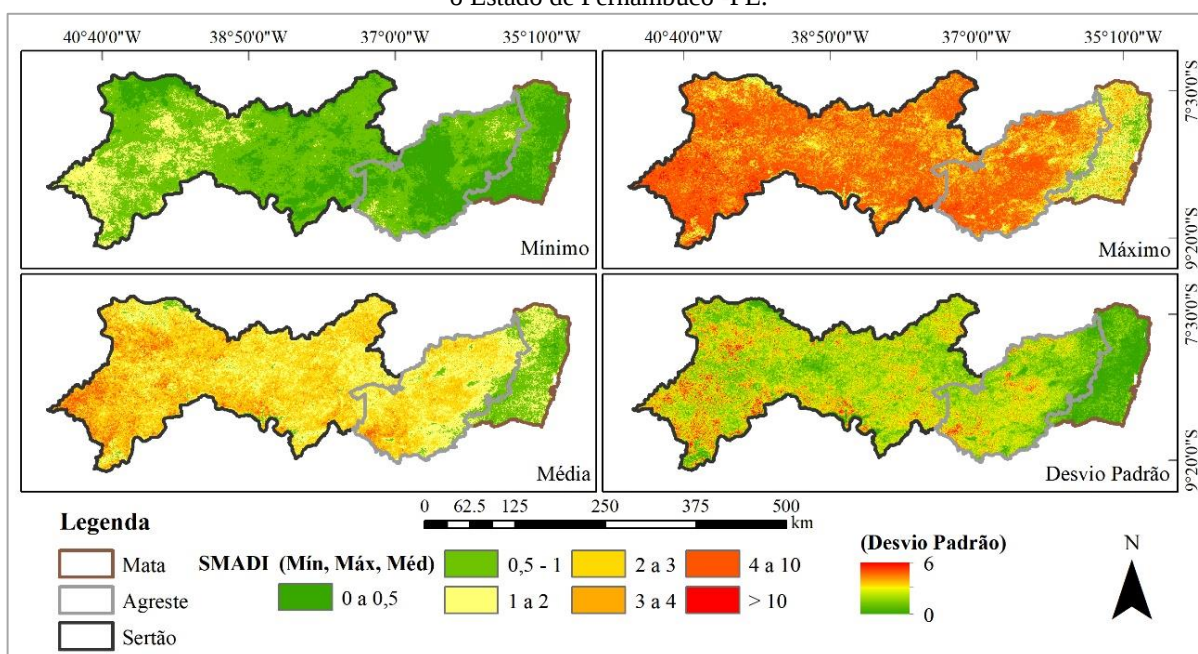
O SMADI é um índice de seca agrícola que além de considerar a temperatura de superfície, a reposta atrasada da vegetação a uma condição de seca, também utiliza o produto de umidade do solo do satélite SMOS no seu cálculo. Essas características ressaltam o diferencial do SMADI em relação aos outros índices, pois esse obtém a umidade do solo de forma direta. Por isso, esse índice foi escolhido para ser analisado de maneira mais detalhada, sendo realizadas algumas análises espaço-temporais e estatísticas a fim de avaliar seu desempenho em relação aos outros índices utilizados nesse trabalho.

Vale ressaltar que todos os produtos utilizados para a obtenção do SMADI são dados de sensoriamento remoto, proporcionando uma visão holística das regiões propensas à seca, podendo contribuir como uma importante ferramenta para melhorar os atuais sistemas de alerta desse fenômeno.

Esse índice proposto por Sánchez *et al.* (2016), com uma nova abordagem apresentado por Sánchez *et al.* (2018) demonstram que o SMADI pode fornecer alertas precoces dos impactos da seca em sistemas agrícolas de sequeiro. Esse índice classifica como condição normal valores menores que 1, já para valores igual ou superior a esse valor indicam condição de seca, apresentando assim uma escala diferenciada em relação aos outros índices de seca agrícola trabalhados, que quanto mais próximos de 0 maior é a intensidade desse fenômeno.

Fazendo uma avaliação visual por meio da estatística média anual do SMADI durante o período de 2010 a 2017 observou-se que parte do Sertão e pequenas áreas do Agreste foram encontrados os maiores valores mínimos do índice, sendo os valores máximos também predominantes na região semiárida. Ao avaliar o valor médio desse índice também se destaca a área do Agreste e Sertão, sendo esse mais evidente na segunda região. O desvio padrão sugere que a menor variação do índice ocorreu na região da Mata e as maiores para a região semiárida, com destaque para parte do Agreste, Sertão e o núcleo de desertificação Cabrobó (Figura 41). Esses resultados concordam com os índices analisados anteriormente.

Figura 41 - Cálculo de estatística básica para a média anual do SMADI abrangendo os anos de 2010 a 2017 para o Estado de Pernambuco -PE.



Fonte: A autora (2019).

Outro índice de seca agrícola obtido a partir dos dados de umidade do solo do satélite SMOS para o Nordeste do Brasil (NEB) foi calculado por Paredes-Trejo e Barbosa (2017) para a obtenção do Índice de Déficit de Água do Solo (SWDI), o qual foi avaliado em relação ao déficit hídrico atmosférico (AWD) calculado a partir de observações *in situ*. Os resultados apontaram que durante a seca de 2012-2015 a região central do Sertão foi exposta a condições de seca mais severas do que outras regiões do NEB.

Esse resultado corrobora com a avaliação preliminar do SMADI realizada por meio da estatística básica do índice para a série trabalhada.

Sánchez *et al.* (2018) geraram um produto global do SMADI na resolução espacial de 5 km, a cada 15 dias, abrangendo o período de 2010 a 2015. Uma das análises realizadas nesse estudo evidenciou as potencialidades desse índice no rastreamento da seca agrícola. Uma

comparação em escala global com eventos documentados de seca mundial mostrou que o SMADI foi capaz de reconhecer mais de 80% desses eventos e mais de 50% da sua duração.

Essas potencialidades do índice SMADI foram analisadas no presente trabalho para as áreas agropecuárias do Estado de Pernambuco, avaliando o seu desempenho em relação a outros índices e variáveis por meio de correlações estatísticas.

4.3.5 Correlação de Pearson da umidade do solo do SMOS e Precipitação com o SMADI calculado por região

O índice SMADI teve o seu comportamento avaliado quali e quantitativamente em relação aos parâmetros de precipitação e umidade do solo em diferentes condições climáticas apenas em áreas agropecuárias.

Para a região da Mata o SMADI apontou em quase todos os anos seca de leve a moderada do final para o início de cada novo ano, sendo o período de maior duração consecutiva desse fenômeno entre os meses de setembro de 2012 a abril de 2013. No entanto, quando avaliada a severidade dessa seca para a região, o período de setembro de 2016 a março de 2017 apresentou seca variando de leve a severa (Figura 42 a, b).

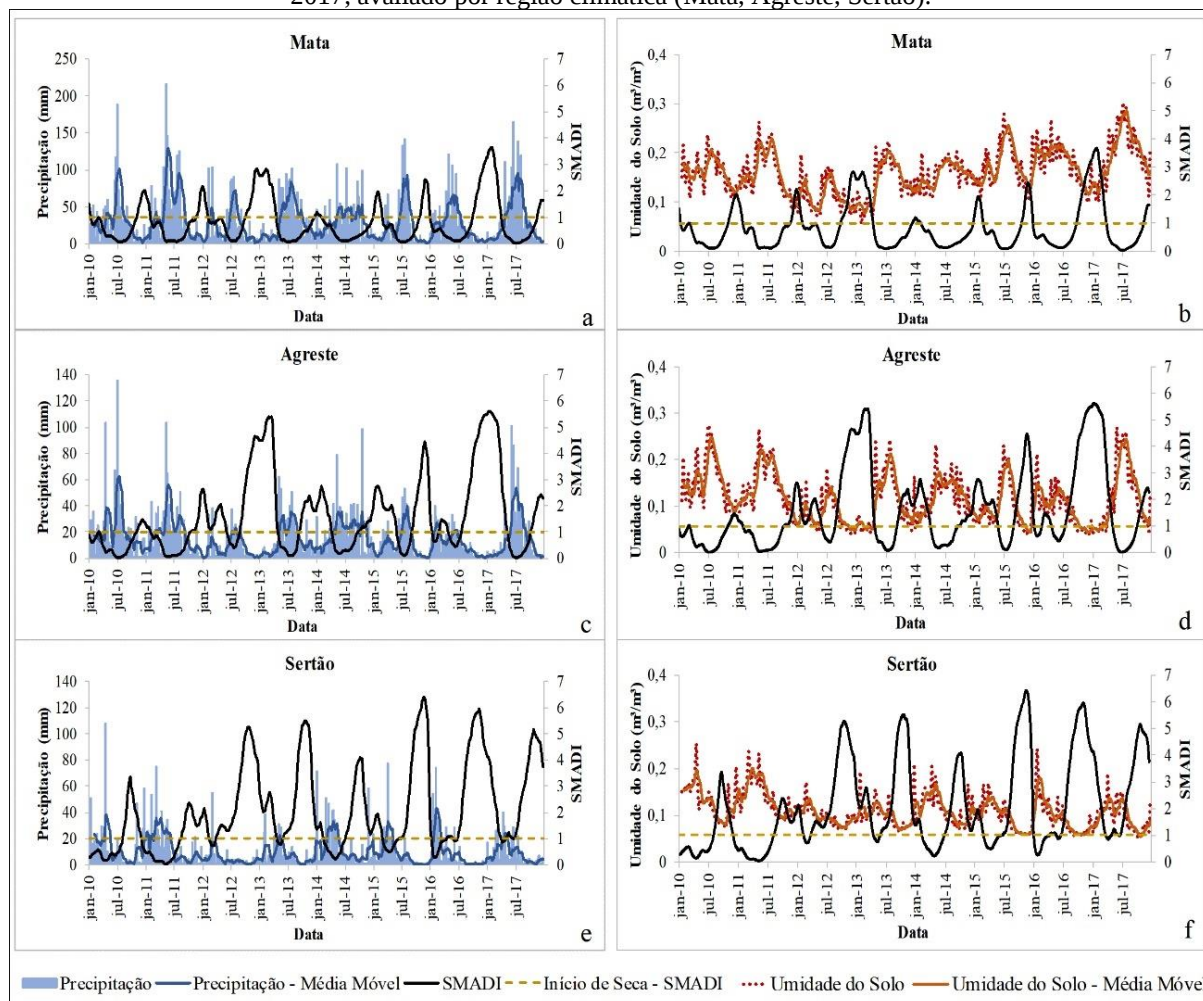
Os períodos de menor precipitação pluviométrica foram consequentemente os de maior seca na região da Mata (Figura 42 a). Essa correlação inversa pode ser quantificada quando avaliada a correlação de r de Pearson entre o índice e a média móvel de cinco dias desse parâmetro, conforme aplicado por Abbas *et al.* (2014), que resultou em uma correlação moderada de -0,64. A correlação do SMADI com a umidade do solo também foi de -0,64, no qual observou-se que os períodos de menor umidade do solo registrados pelo satélite SMOS foram também os de maior seca (Figura 42 b), já quando esse parâmetro foi correlacionado com a precipitação pluviométrica a correlação positiva foi de 0,7, sendo classificada como forte.

Na região do Agreste, o índice SMADI indicou que os biênios com os maiores períodos de seca consecutivos ocorreram entre 2011 a 2012, 2012 a 2013, 2014 a 2015 e de 2016 a 2017, sendo esse último período o mais longo abrangendo os meses de julho de 2016 a maio de 2017. No entanto, o ano com maior incidência de secas registrado pelo índice foi o ano de 2012 e 2015. Vale ressaltar que os períodos consecutivos que indicaram seca variando entre leve a extrema foram os biênios de 2012 a 2013, 2015 a 2016 e de 2016 a 2017 (Figura 42 c, d).

Ao avaliar quantitativamente o desempenho do índice com a chuva para o Agreste obteve-se uma correlação de -0,7, indicando uma forte relação negativa entre os dados. Já para a umidade do solo, que é um parâmetro utilizado no cálculo do índice, essa região apresentou

uma correlação maior do que quando o índice foi relacionado a precipitação pluviométrica, essa correlação correspondeu a -0,8. Quando r de Pearson foi aplicado entre as médias móveis de cinco dias da precipitação e umidade do solo a correlação chegou a 0,89, se aproximando de uma correspondência muito forte.

Figura 42 - Evolução temporal do SMADI para as áreas agropecuárias em relação a precipitação pluviométrica (a, c, e) e a umidade do solo (b, d, f), com suas respectivas médias móveis de 5 dias, durante o período de 2010 a 2017, avaliado por região climática (Mata, Agreste, Sertão).



Fonte: A autora (2019).

A resposta do SMADI na região do Sertão evidenciou longos períodos de seca consecutivos chegando a mais de um ano de duração no período de 2012 a 2013, abrangendo os meses entre março de 2012 a abril de 2013, e em 2016 a 2017 atingiu quase um ano de duração, os meses referentes a esse período foi de abril de 2016 a março de 2017, no qual o índice variou entre seca leve a extrema. Mesmo em períodos consecutivos de menor intervalo de tempo, o índice indicou severidade extrema entre 2013 a 2014, de 2014 a 2015 e de 2015 a 2016 (Figura 42 e, f).

O desempenho quali-quantitativo da precipitação e umidade do solo em relação ao índice se mostram sempre inversamente proporcionais, pois o SMADI quando indica condição de seca reflete a baixa incidência de precipitação e consequentemente baixa umidade do solo do período analisado. As correlações negativas entre o índice e a chuva foi moderada, como também foi observado na região da Mata, com valor de correspondência de -0,67, já em relação a umidade do solo essa relação foi forte e no valor de -0,84. Quando correlacionado esses dois parâmetros entre si, a convergência foi um pouco menor em relação ao observado na região do Agreste, mas ainda considerada como forte, correspondendo a 0,86.

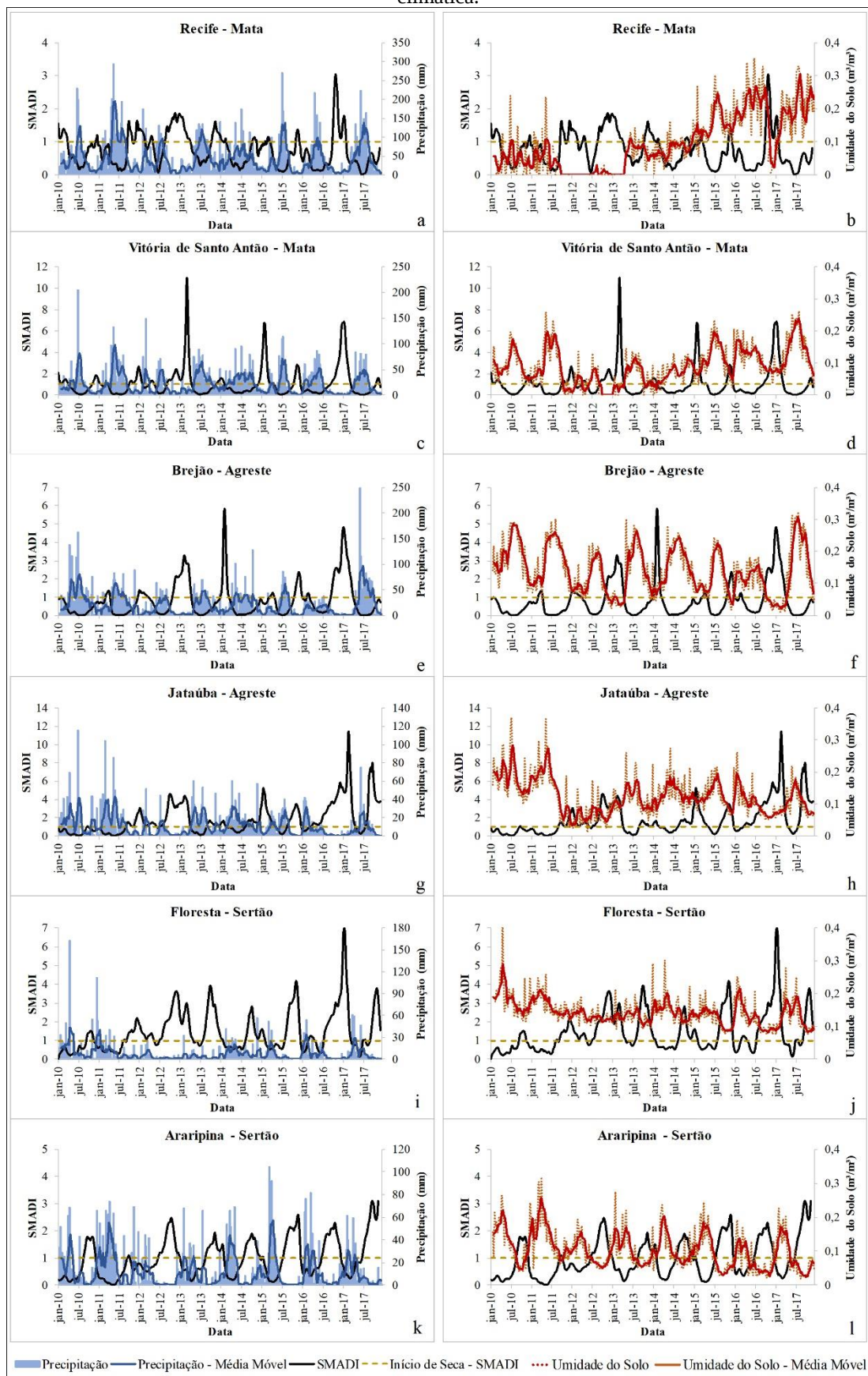
Em todas as regiões climáticas trabalhadas verificou-se uma resposta inversa significava do índice em relação a precipitação, variando entre moderada a forte, o mesmo foi observado em relação a umidade do solo, sendo as regiões semiáridas as que apresentaram as correlações mais significativas. Já quando os parâmetros foram correlacionados entre si, o Agreste foi a região que apresentou o melhor desempenho.

Uma avaliação do índice de seca por região climática também foi aplicada por Cong *et al.* (2017), que mostraram a relação entre NVSWI médio mensal e média precipitação mensal em três zonas climáticas diferentes durante três anos típicos (2001, 2009 e 2013) no nordeste da China. Os autores observaram que o padrão temporal da média mensal do NVSWI em diferentes zonas climáticas estava em sintonia com as séries temporais de precipitação mensal e verificaram que a flutuação desse índice em áreas úmidas e semiúmidas foi mais evidenciada, enquanto a amplitude de NVSWI em áreas semiáridas foi relativamente menor, indicando maior condição de seca.

A fim de avaliar as potencialidades do SMADI em indicar condição de seca, quando essas ocorrerem, Sánchez *et al.* (2016) verificaram se o índice reagia melhor às condições extremas de seca do que as variáveis relacionadas ao solo ou à vegetação de forma isolada. Dessa forma, os autores extraíram as curvas de umidade do solo e do SMADI em áreas úmidas e secas e observaram que o SMADI conseguiu evidenciar melhor as regiões em condições de seca do que a informação de umidade do solo analisada individualmente.

Essa avaliação espaço-temporal também foi feita nessa pesquisa a nível de pixels situados em regiões da Mata (Figura 43 a, b), Agreste (Figura 43 c, d) e Sertão (Figura 43 e, f).

Figura 43 - Evolução espaço-temporal do SMADI em relação a precipitação pluviométrica (a, c, e, g, k) e a umidade do solo do satélite SMOS (b, d, f, h, i), durante o período de 2010 a 2017, avaliado por pixel e região climática.



Fonte: A autora (2019).

Os resultados sugeriram uma boa concordância inversa do índice SMADI em relação à ocorrência de chuva e da resposta da umidade do solo em todas as regiões estudadas (Figura 43). No entanto, como relatado por Sánchez *et al.* (2016) a umidade do solo não consegue sugerir condição de seca extrema quando analisada isoladamente e isso é possível observar, porque na região mais úmida da área de estudo essa variável predominou entre 0 e $0,3 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$, e para a região semiárida da mesma forma, não havendo uma distinção relevante entre regiões úmidas e secas quando avaliada isoladamente, no qual, consequentemente, mostrou maior teor de umidade do solo em períodos de maior precipitação pluviométrica.

As correlações de r de Pearson entre o índice e as variáveis: chuva e umidade do solo, para os pixels selecionados, em diferentes regiões climáticas, estão expostas na Tabela 7. As correspondências entre o SMADI e a precipitação foram classificadas como moderadas em todas as regiões, já em relação a umidade do solo as correlações variaram entre moderadas a forte, apresentado melhor desempenho na região semiárida.

Tabela 7 - Coeficiente da correlação r de Pearson entre o índice SMADI e a média móvel de 5 dias das variáveis de precipitação pluviométrica e a umidade do solo do satélite SMOS.

Pixel	Região	Correlação r de Pearson		
		SMADI x Precipitação	SMADI x SMOS-SM	Prec. x SMOS-SM
Recife	Mata	-0,59	-0,46	0,19
Vitória		-0,50	-0,41	0,56
Brejão	Agreste	-0,58	-0,73	0,87
Jatáuba		-0,57	-0,59	0,78
Floresta	Sertão	-0,50	-0,68	0,77
Araripina		-0,65	-0,83	0,83

Fonte: A autora (2019).

Vale salientar que apesar da umidade do solo do satélite SMOS ser utilizado no cálculo do índice, a relação entre esse produto e o SMADI foi menos significativa do que quando relacionado a precipitação pluviométrica na região da Mata, característica observada apenas nessa região. Esse desempenho estatístico inferior, em relação as outras regiões, também foi observado durante o processo de validação dos produtos SMOS apresentado nesta pesquisa e em Souza *et al.* (2018).

Esse resultado pode ser um reflexo da interferência das áreas urbanas, mais concentradas na região litorânea, que podem causar confusão no dado de umidade do solo devido à mistura de vários alvos presentes em um único pixel, além da Interferência de Radiofrequência (RFI), o que pode resultar em muitas ausências de dados durante a passagem do sensor e isso pode ser melhor observado no pixel inserido na cidade do Recife abrangendo um maior período de falhas entre julho de 2011 a maio de 2013, que também coincidiram com alguns eventos de precipitação

(Figura 43 b), esse fato também pode estar relacionado a baixa correlação entre a umidade do solo e a chuva para esse pixel (Tabela 6). As ausências de dados de umidade do solo também podem ser observadas no pixel situado em Vitória de Santo Antão, no entanto, em um menor intervalo de tempo (Figura 43 d). Esse fato pode ter contribuído nas correlações entre os parâmetros utilizados, que variaram entre fraco a moderado para a região da Mata, enquanto para a região semiárida em todos os casos foram classificadas como forte (Tabela 6).

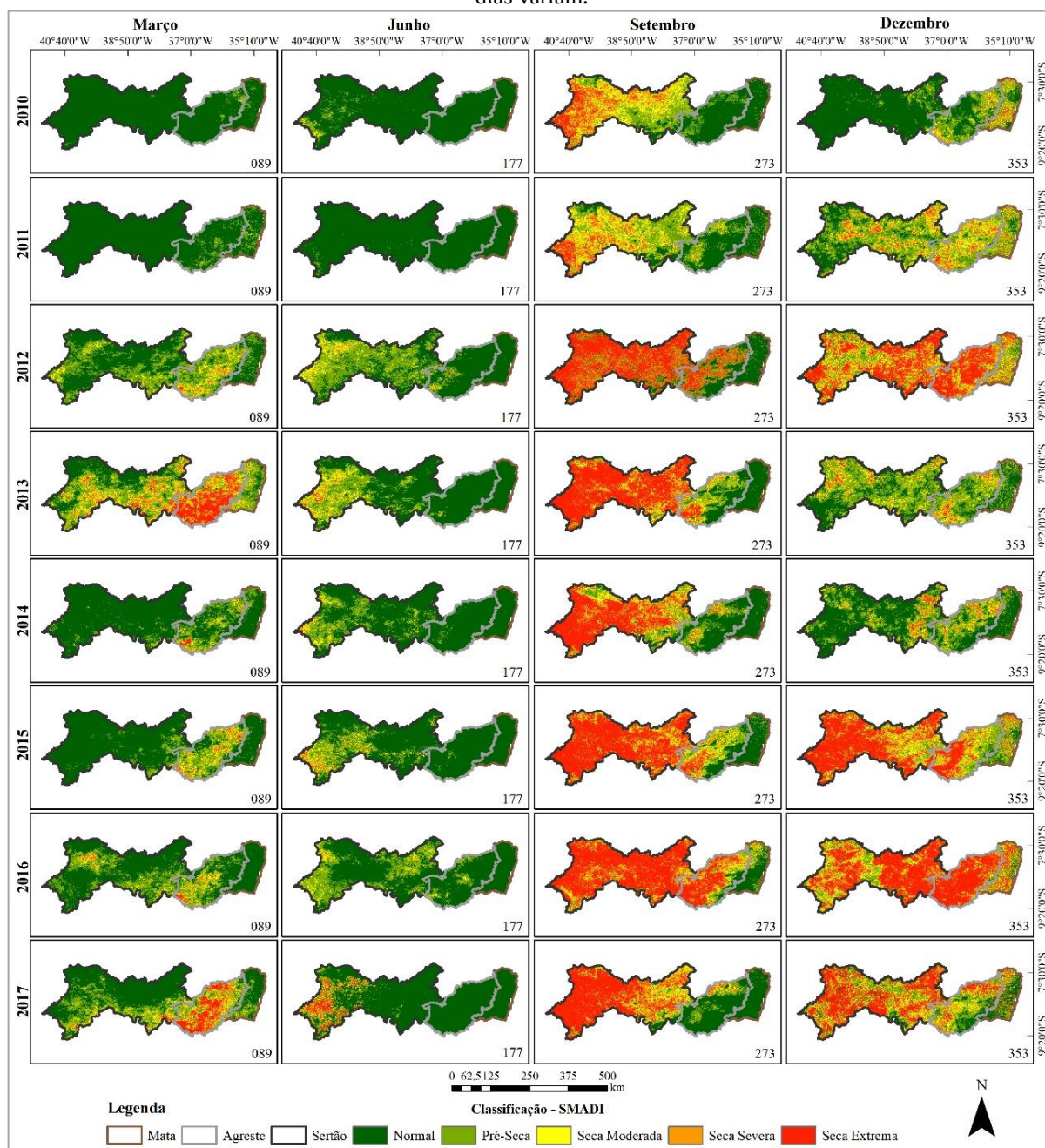
Essas lacunas nos dados de umidade do solo do satélite SMOS principalmente na região da Mata no presente estudo corrobora com Paredes-Trejo e Barbosa (2017), que ao realizarem a obtenção do índice de seca SWDIS com base nesses produtos obtido para toda a região Nordeste relataram a presença de lacunas em algumas áreas estudadas e atribuíram essas falhas a alta Interferência de Radiofrequência (RFI) durante o período analisado e que refletiram sobre o desempenho do índice nessas regiões.

Também foi realizada uma avaliação espacial do índice SMADI no Estado de Pernambuco, selecionando quatro datas, que marcam o final de cada trimestre dentro de um ano, analisando o seu comportamento em todos os anos estudados, abrangendo o período de 2010 a 2017 (Figura 44). As datas selecionadas marcam o final de estações chuvosas e secas em diferentes regiões, por isso é possível observar períodos de maior umidade, sugerindo a incidência de precipitação pluviométrica nessas épocas, assim como períodos de maior escassez, aumentando assim o risco à seca (Figura 42).

É interessante observar que a seca de 2012, já dá indícios na região do Agreste no final do mês de março, verificando-se que no mesmo período de 2013 essa região se encontra quase que completamente em nível de seca extrema, se estendendo também para o Sertão pernambucano e atingindo em algumas áreas esse mesmo patamar de seca. Esse fato também é observado em março de 2017, no entanto, em menor abrangência quando comparado a março de 2013 (Figura 44). Também é possível observar que as imagens desse mesmo período evidenciam a dinâmica desse fenômeno que inicia em 2012, se estende em 2013, reduz em março de 2014 e aumenta nos anos seguintes até o último ano abordado no presente trabalho (Figura 44).

Na última imagem do segundo trimestre, referente ao mês de junho, observa-se que a partir do ano de 2012 foi registrado condição de seca pelo índice SMADI, variando entre condição de pré-seca e seca severa na região do Sertão, período posterior a quadra chuvosa da região semiárida que geralmente tem início em janeiro e se estende até o mês de abril. O índice evidenciou que a seca se intensificou em junho de 2013 e se agravou em 2017 na área mais a oeste do Sertão pernambucano, atingindo o nível de seca extrema (Figura 44).

Figura 44 - Avaliação espaço-temporal do índice de seca agrícola SMADI para o Estado de Pernambuco durante o período de 2010 a 2017, analisado para cada final de trimestre, identificados pelos dias julianos: 089 (30 de março), 177 (26 de junho), 273 (30 de setembro), 353 (19 de dezembro), para os anos bissextos (2012 e 2016) os dias variam.



Fonte: A autora (2019).

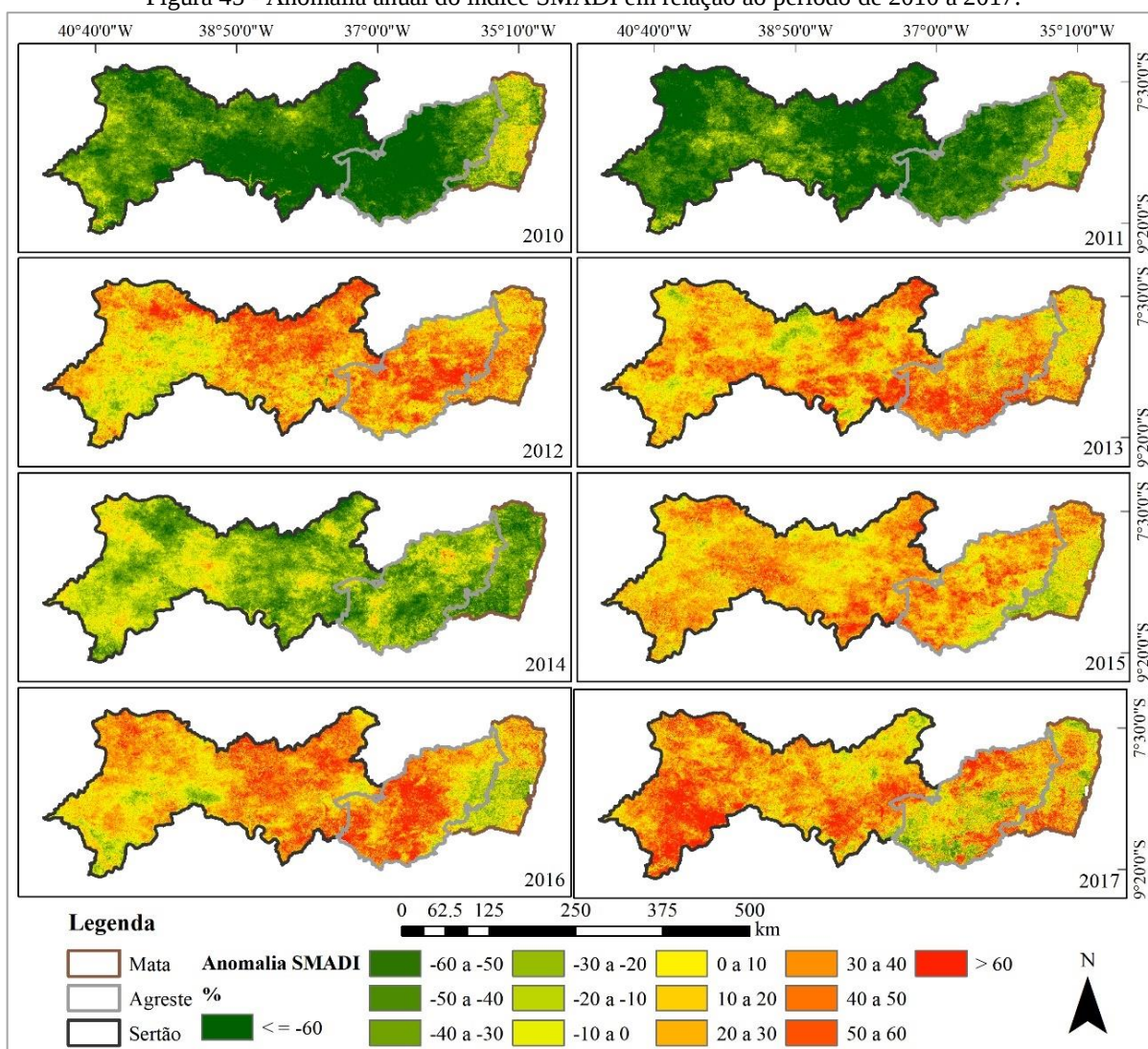
Para a região do Sertão e parte do Agreste, o terceiro trimestre referente a última imagem do mês de setembro foi a que apresentou a seca de forma mais intensa, com severidade extrema em quase toda a região semiárida, sendo mais evidente no Sertão. Esse comportamento também foi observado para 2010 e 2011, considerados como os anos mais úmidos no período estudado (Cunha *et al.*, 2017, Souza *et al.* 2018), já que esse trimestre é referente a estação seca no semiárido. No entanto, nos anos seguintes em decorrência da estiagem, a seca se mostrou

mais intensa nessa região e foi amplamente afetada atingindo níveis extremos e isso foi evidenciado principalmente nos meses de setembro de 2012, 2015 e 2016 com uma grande área atingida (Figura 44).

No mês de dezembro, referente ao quarto e último trimestre, período posterior as precipitações pluviométricas na região da Mata, identificou-se que todos os anos do último trimestre apresentaram alguma condição de seca nessa região, sendo 2012 e 2016 os anos de maior severidade atingindo nível extremo em quase toda a região (Figura 44), evidenciando as consequências de um intervalo maior de baixa precipitação (Figura 42a). Nesse último semestre, os anos mais críticos para a região semiárida foram 2012 e de 2015 a 2017, sendo os anos menos impactados 2010 e 2014.

A fim de avaliar os anos que foram mais impactados pela seca agrícola foi realizada a anomalia do índice SMADI durante o período de 2010 a 2017 (Figura 45).

Figura 45 - Anomalia anual do índice SMADI em relação ao período de 2010 a 2017.



Fonte: A autora (2019).

A anomalia desse índice evidenciou que os anos menos impactados pela seca agrícola no período estudados foram 2010 a 2011 e o ano de 2014 (Figura 45), corroborando com os resultados de anomalia da precipitação e umidade do solo já apresentados na presente pesquisa e por Souza *et al.* (2018), que mostraram maior precipitação e consequentemente maior umidade do solo em relação aos 8 anos estudados. Observou-se que o período de maior umidade para a Mata foi em 2014, quando apresentou para quase toda a região valores negativos de anomalia, já para a região semiárida foram os anos de 2010 e 2011 (Figura 45).

As anomalias positivas atingiram valor superior a 60% em todas as regiões estudadas nos períodos mais secos, sendo as regiões semiáridas as mais afetadas. O resultado da anomalia para esse índice indica o surgimento da seca em 2012 para quase todo o Estado de Pernambuco, se estendendo ao ano de 2013 e sofrendo uma redução em 2014. No entanto, em 2015 volta a apresentar anomalias positivas acima de 60 % e se intensifica em 2016, sendo um dos períodos mais severos para o Agreste e se intensificou em 2017 principalmente no Sertão pernambucano (Figura 45).

O intervalo de 2015 a 2016 coincide com o evento de *El Niño* de intensidade forte para a região nordeste do Brasil, o que pode ter intensificado ainda mais o fenômeno das secas no Estado de Pernambuco. Esse resultado corrobora com Buriti e Barbosa (2018), que avaliaram o SPI de 1901 a 2016, e nesse mesmo intervalo identificaram seca severa pelo SPI e intensidade do *El Niño* forte e ressaltaram a influência desse evento no déficit de precipitação no SAB. Os resultados também corroboram com Souza *et al.* (2019), que também apontaram por meio do índice VCI os anos de 2012 a 2013 e de 2015 a 2017, com anomalias negativas atingindo valor de -50% principalmente na região semiárida, indicando um maior estresse da vegetação para esse período, sendo os anos de 2012, 2013 e 2017 os que atingiram uma maior proporção de áreas afetadas.

4.3.6 Correlação de Pearson dos índices de seca com o SMADI

De forma a analisar o desempenho do SMADI em relação a sua percepção de seca foi realizada uma avaliação quali-quantitativa com outros índices agrícolas obtidos por sensoriamento remoto, o VHI e o NVSWI, assim como o SPI em escala mensal, trimestral e anual.

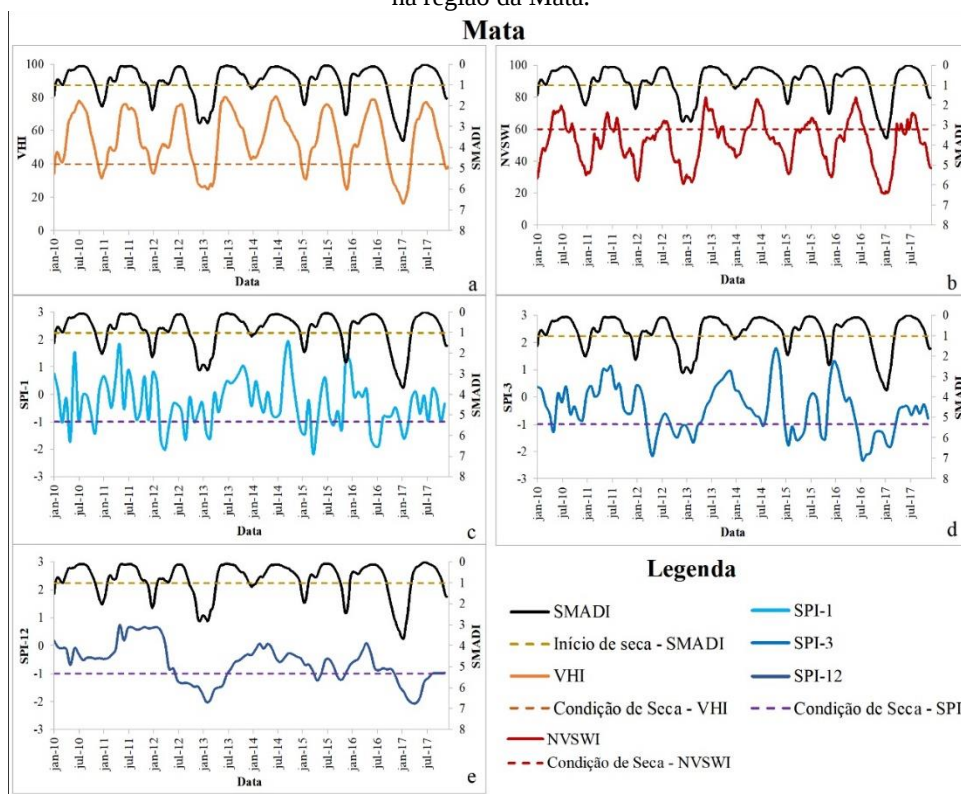
Essa avaliação foi realizada por região climática: Mata (Figura 46), Agreste (Figura 47) e Sertão (Figura 48) e observou-se que em todas as regiões o SMADI segue a mesma

tendência dos índices agrícolas, indicando na maioria das vezes condição de seca, quando o VHI ou o NVSWI também indicam. No entanto, também se verifica que o SMADI se aproxima mais do primeiro índice do que do segundo, isso porque o NVSWI, na maioria das vezes sugere uma condição de seca mais acentuada do que o SMADI.

Quando se avalia o SMADI em relação ao SPI observa-se que o SPI-12 é o que mais se aproxima visualmente do índice agrícola, provavelmente por esse se encontrar mais suavizado, representando uma acumulado de doze meses. Vale ressaltar, que o SMADI é obtido a cada oito dias e o SPI é mensal e devido a essa diferença na escala de tempo é possível observar uma menor sincronização na resposta desses índices, quando comparado ao VHI e NVSWI que também foram calculados a cada oito dias. No entanto, na maioria das vezes que o SPI indicou condição de seca o SMADI também indicou tal situação.

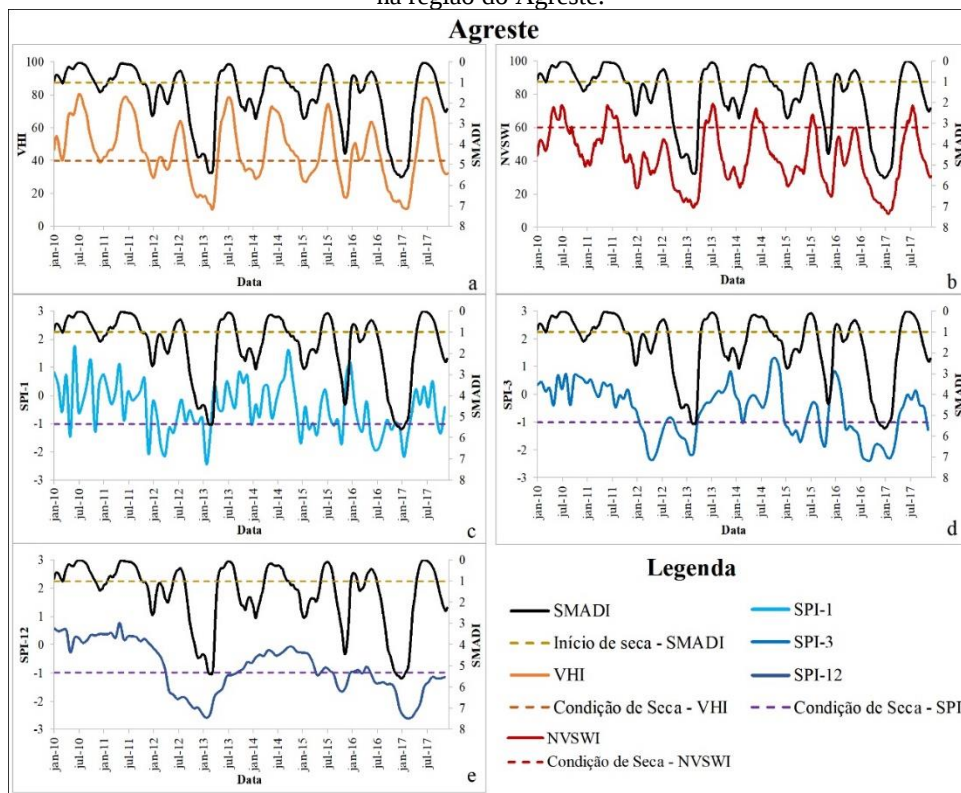
Também foi feita uma avaliação espaço-temporal do SMADI em relação aos índices agrícola utilizados nessa pesquisa, que também evidenciou a semelhança entre os métodos (Figura 49).

Figura 46 - Avaliação temporal do SMADI em relação aos índices agrícolas: VHI (a) e NVSWI (b), para as áreas agropecuárias, e para o índice meteorológico: SPI-1 (c), SPI-3 (d) e SPI-12 (e), durante o período de 2010 a 2017 na região da Mata.



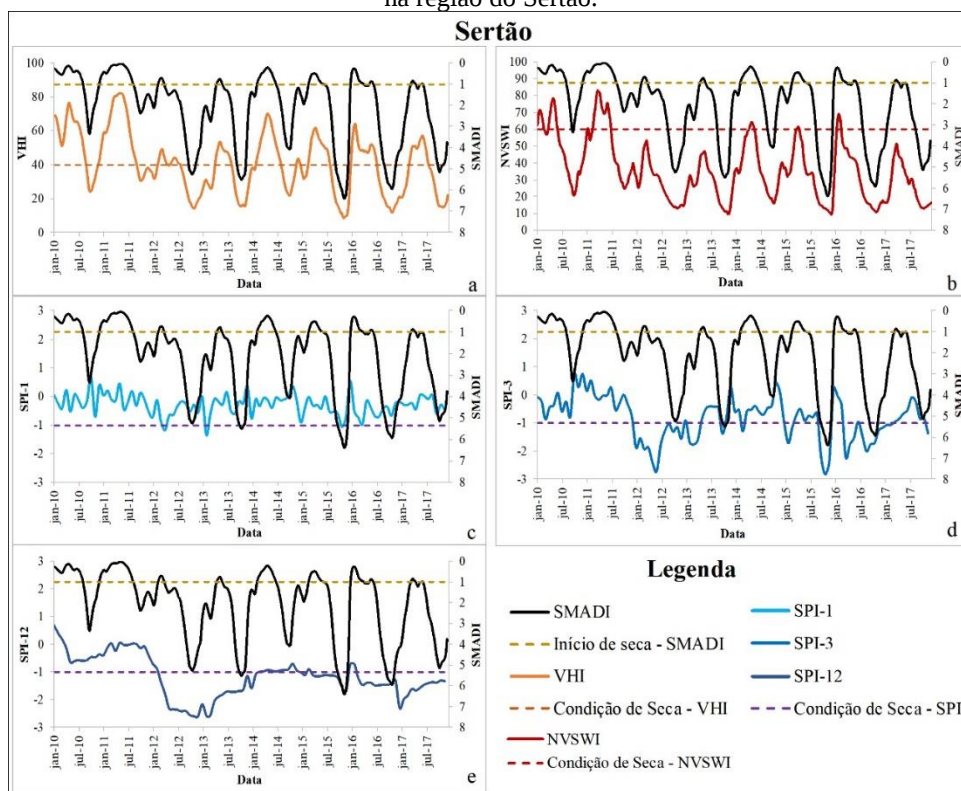
Fonte: A autora (2019).

Figura 47 - Avaliação temporal do SMADI em relação aos índices agrícolas: VHI (a) e NVSWI (b), para as áreas agropecuárias, e para o índice meteorológico: SPI-1 (c), SPI-3 (d) e SPI-12 (e), durante o período de 2010 a 2017 na região do Agreste.



Fonte: A autora (2019).

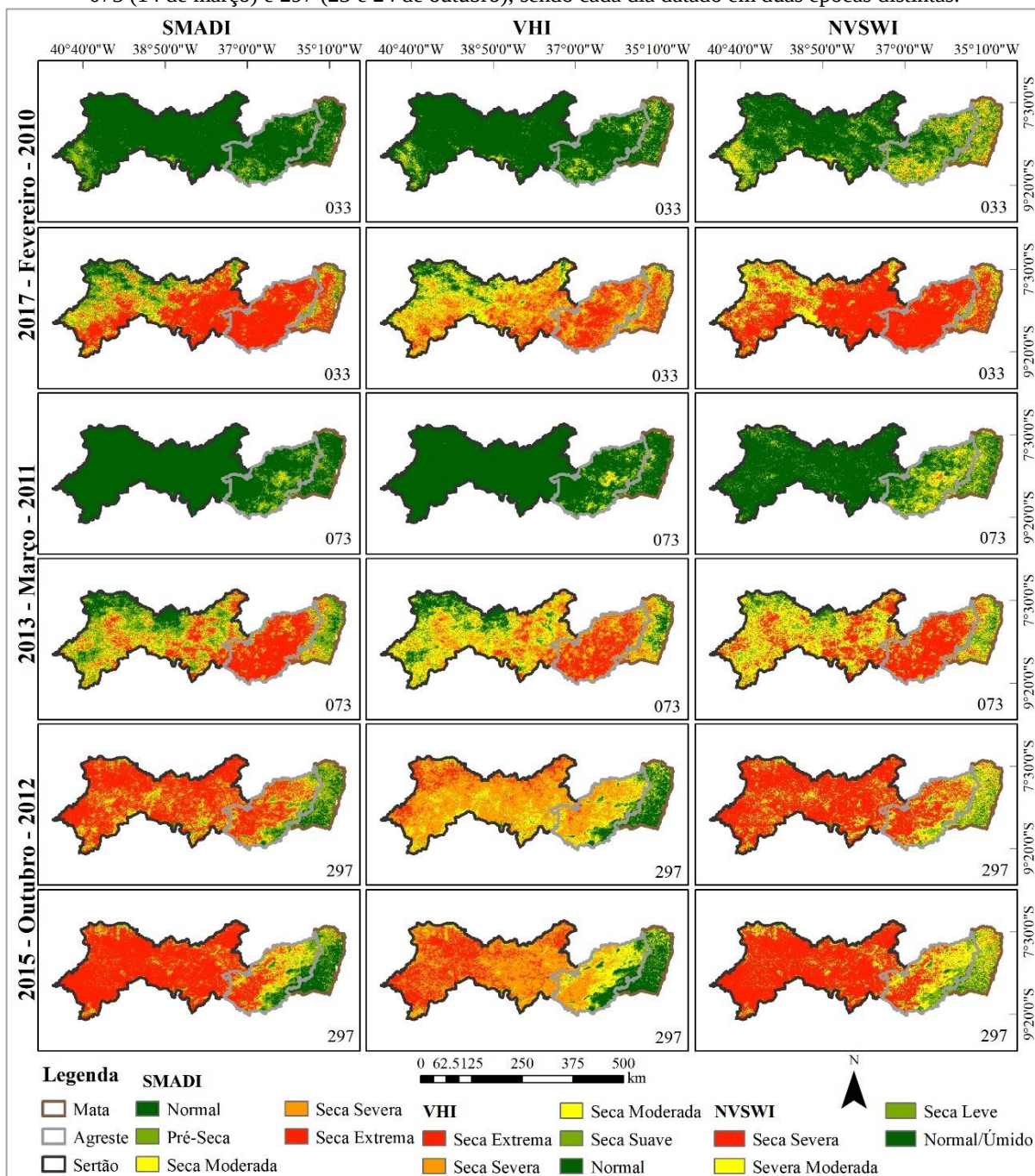
Figura 48 - Avaliação temporal do SMADI em relação aos índices agrícolas: VHI (a) e NVSWI (b), para as áreas agropecuárias, e para o índice meteorológico: SPI-1 (c), SPI-3 (d) e SPI-12 (e), durante o período de 2010 a 2017 na região do Sertão.



Fonte: A autora (2019).

A avaliação do comportamento espaço-temporal do SMADI em relação aos índices agrícolas VHI e NVSWI, no qual foi selecionado produtos desses três índices em mesma data e analisados em anos diferentes (Figura 49), a fim de verificar o comportamento desses índices em diferentes situações, ou seja, em anos de precipitação próximas a normal e abaixo da média.

Figura 49 - Distribuição espaço-temporal de três diferentes índices de seca (SMADI, VHI e NVSWI) no Estado de Pernambuco, analisados em três diferentes períodos identificados pelos dias julianos: 033 (2 de fevereiro), 073 (14 de março) e 297 (23 e 24 de outubro), sendo cada dia datado em duas épocas distintas.



Fonte: A autora (2019).

Foi observada uma semelhança no desempenho dos três índices, na maioria das vezes o SMADI indica maior aproximação com o resultado do VHI, como nas situações de maior

umidade, como em fevereiro de 2010 e março de 2011, mas também em situações de seca, como em março de 2013, já em outras se assemelha mais ao NVSWI, como em outubro de 2012 e 2015.

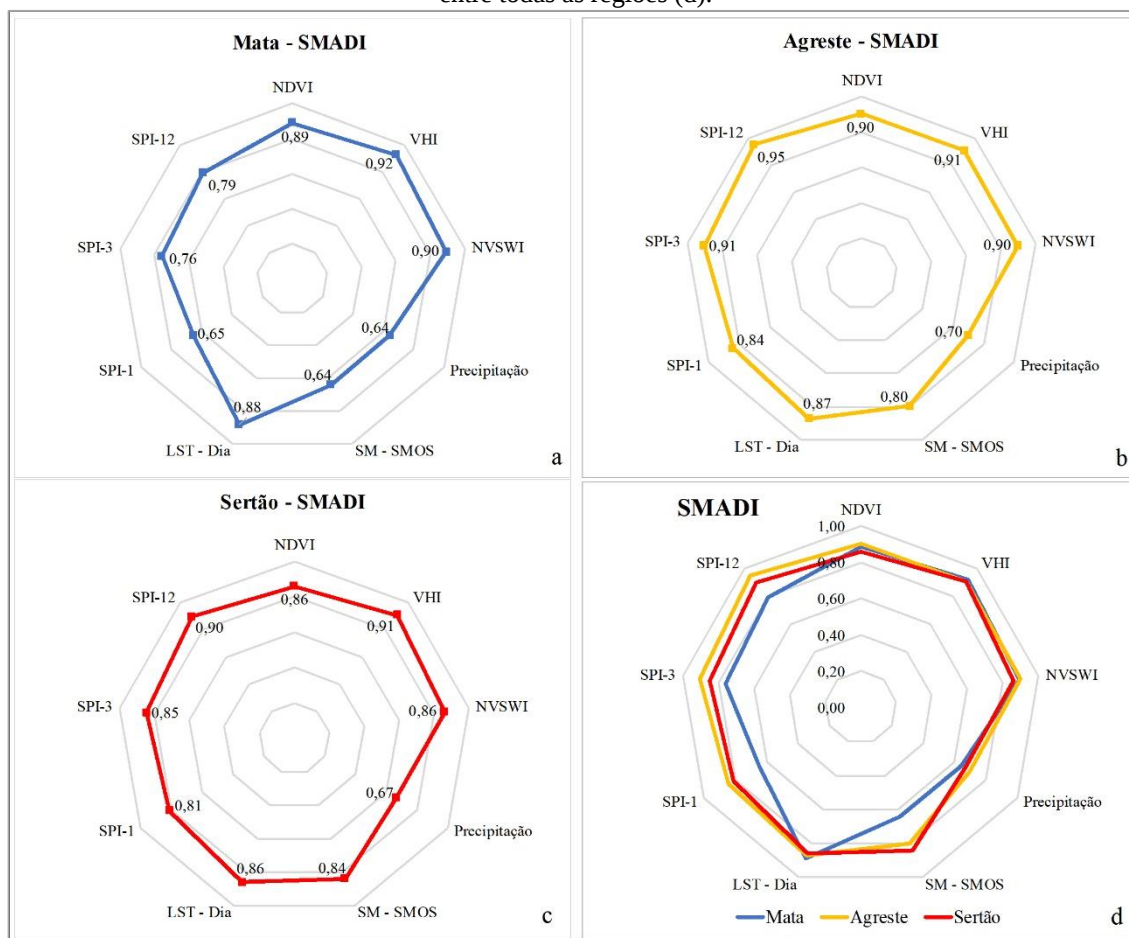
Essa avaliação espaço-temporal além de permitir uma análise visual da concordância entre os índices agrícolas trabalhados, ressalta as mudanças na condição de seca, em produtos de mesma data e avaliados em anos diferentes, como os períodos de fevereiro de 2010 e março de 2011, referentes a estação chuvosa na região semiárida, no qual todos os índices agrícolas avaliam a maior parte do Estado como condição normal. No entanto, os mesmos índices avaliados em fevereiro de 2017 e em março de 2013, respectivamente, evidenciam as consequências das chuvas abaixo da média na região, que levaram os índices a atingirem seus graus de severidades máximas (Figura 49).

Uma avaliação semelhante foi realizada por Cong *et al.* (2017), que também compararam três índices de seca (NVSWI, VHI e NPA) obtidos para o nordeste da China. Dentre os três índices foi selecionado apenas o NVSWI para análises posteriores, pois segundo os autores esse conseguiu demonstrar melhor as condições de seca da região, já que foi o índice que apresentou melhor correlação com a umidade do solo.

Para o presente estudo o critério adotado foi dar continuidade as análises com ênfase no índice que considera a umidade do solo no seu cálculo, que neste caso é o SMADI. Por isso, foi apresentado o desempenho das variáveis e índices meteorológicos e agrícolas em relação ao índice selecionado aplicado a área agropecuária do Estado, utilizando a correlação r de Pearson, a fim de avaliar qual índice melhor se correlacionou com o SMADI, levando em consideração as regiões climáticas: Mata (Figura 50 a), Agreste (Figura 50 b) e Sertão (Figura 50 c). Vale ressaltar que as correlações na Figura 50 estão em módulo, pois esse índice apresenta apenas relação positiva com a temperatura, já em relação aos demais índices essa relação é inversa, devido à descrição diferente usada no SMADI, isso ocorre porque quanto maior o valor do SMADI maior é a condição de seca indicada, já para os demais isso ocorre quanto menor for o valor do índice.

A correspondência entre os índices e o SMADI para a região variou de moderada a muito forte da Mata e de forte a muito forte para o Agreste e o Sertão, já quando esse índice foi avaliado em relação as variáveis: umidade do solo, precipitação e o produto de temperatura LST-dia, essa relação variou de moderada a forte para a Mata e o Sertão e foi classificada como forte para o Agreste, sendo a temperatura a correspondência mais significativa com 0,87 de correlação (Figura 50 b).

Figura 50 - Correlação de r de Pearson, em módulo, entre o SMADI e todos os índices e parâmetros trabalhados, analisados para as áreas agropecuárias por região climática: Mata (a), Agreste (b), Sertão (c) e a comparação entre todas as regiões (d).



Fonte: A autora (2019).

Essa análise estatística também apontou que o VHI foi o índice que melhor se correlacionou com o SMADI na região da Mata e do Sertão com -0,92 e -0,91 (Figura 50 a, c), respectivamente. Já na região do Agreste foi o SPI-12 com -0,95 de correlação, seguido do SPI-3 e VHI, ambos, com -0,91 de significância. Esse resultado expressivo do SPI-12 também foi observado na região do Sertão, por ter sido o segundo índice com maior correlação (Figura 50 c). Vale ressaltar que a relação do SPI com o SMADI foi feita por meio da severidade de ambos os índices, ou seja, a partir da correlação da área extraída abaixo da curva de cada índice, utilizando o método de soma trapezoidal (Esquerdo *et al.*, 2011), já que esses possuem escala de tempo distintas, mensal e a cada oito dias, respectivamente.

Fazendo uma avaliação entre todas as regiões verificou-se em sua maioria que o Agreste foi a região que apresentou as maiores correlações, quando comparada às demais, seguida do Sertão, que apresentou a melhor correspondência com a umidade do solo (Figura 50 d).

Os resultados encontrados na presente pesquisa concordam com os estudos realizados por Sánchez *et al.* (2016) e Pablos *et al.* (2017) e reforçam as potencialidades do índice SMADI em monitorar a seca agrícola, principalmente nas regiões semiáridas.

4.3.7 Taxa de Tendência da Seca (*Slope* SMADI)

Para avaliar o número de ocorrências de secas identificado pelo SMADI foi realizado o cálculo da frequência de seca, que mostrou espacialmente esse fenômeno anualmente, caracterizando a dinâmica desse evento no período estudado. Esse resultado foi apresentado apenas para as áreas agropecuárias do Estado de Pernambuco.

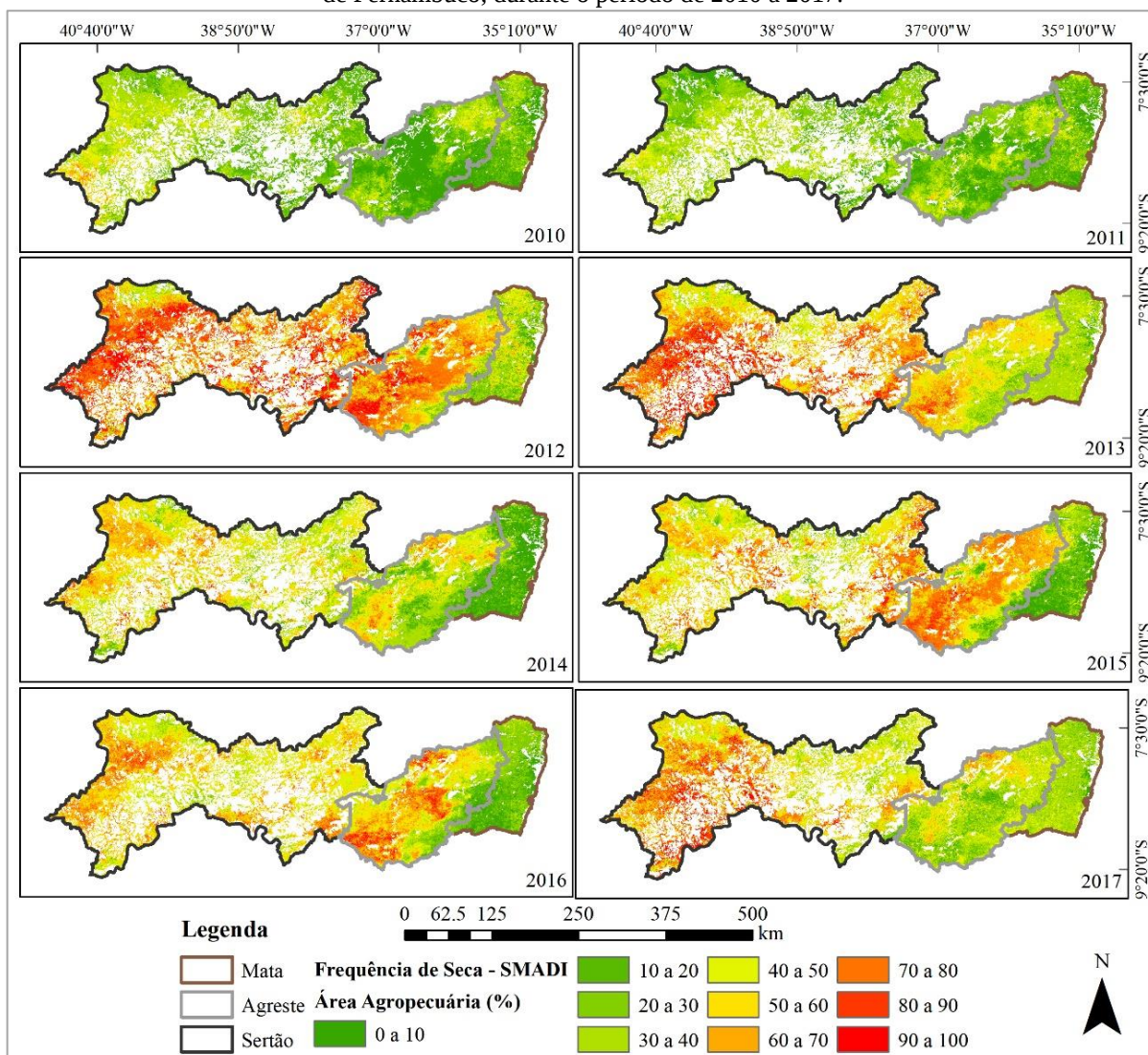
Na Figura 48 verifica-se anualmente as áreas que apresentaram menor e maior frequência de seca, sendo essa variação entre 0 a 100%, quanto mais próximo do valor máximo indica que mais impactada foi a região por esse fenômeno. Dessa forma, é possível identificar onde a seca diminuiu ou aumentou no período de 2010 a 2017.

De acordo com essa análise, a frequência de seca para os anos de 2010 e 2011 variaram prioritariamente entre 0 e 50%, sendo a região do Agreste uma das menos afetadas nesse período. No entanto, em 2012 essa frequência aumentou consideravelmente, atingindo praticamente toda a região semiárida e alcançando valores máximos de frequência em algumas áreas. Em 2013 observa-se que a frequência de seca foi menor do que no ano anterior, entretanto, se mostrou mais persistente na região mais a oeste do Sertão pernambucano. Em 2014 evidenciou-se uma redução da seca em todas as regiões, voltando a atingir a região do Agreste no ano de 2015 com valores de ocorrência de seca predominantes entre 60% a 90% e perdurando com altos valores de frequência em algumas áreas dessa região em 2016 e mais a oeste na região do Sertão, sendo essa ocorrência intensificada mais a oeste de Pernambuco em 2017 (Figura 51).

Assim, avaliando a frequência de seca entre 2010 a 2017, o ano que apresentou maior ocorrência desse fenômeno no período estudado foi o ano de 2012, apresentando valores muito altos de frequência de seca para quase toda a região semiárida e abrangendo uma grande área afetada.

Ao avaliar quantitativamente a incidência de seca registradas pelo SMADI para cada região verificou-se que a região semiárida e o Estado de Pernambuco apontaram o ano de 2012 com a maior ocorrência de seca, variando entre 63,5% a 72,1% (Figura 52 b, c, d). Já para a região da Mata os anos de 2012 e 2013 ficaram muito próximos, sendo o segundo ano indicado com maior frequência, seguido de 2012 (Figura 52 a).

Figura 51 - Distribuição espacial da frequência de seca pelo índice SMADI para a área agropecuária do Estado de Pernambuco, durante o período de 2010 a 2017.

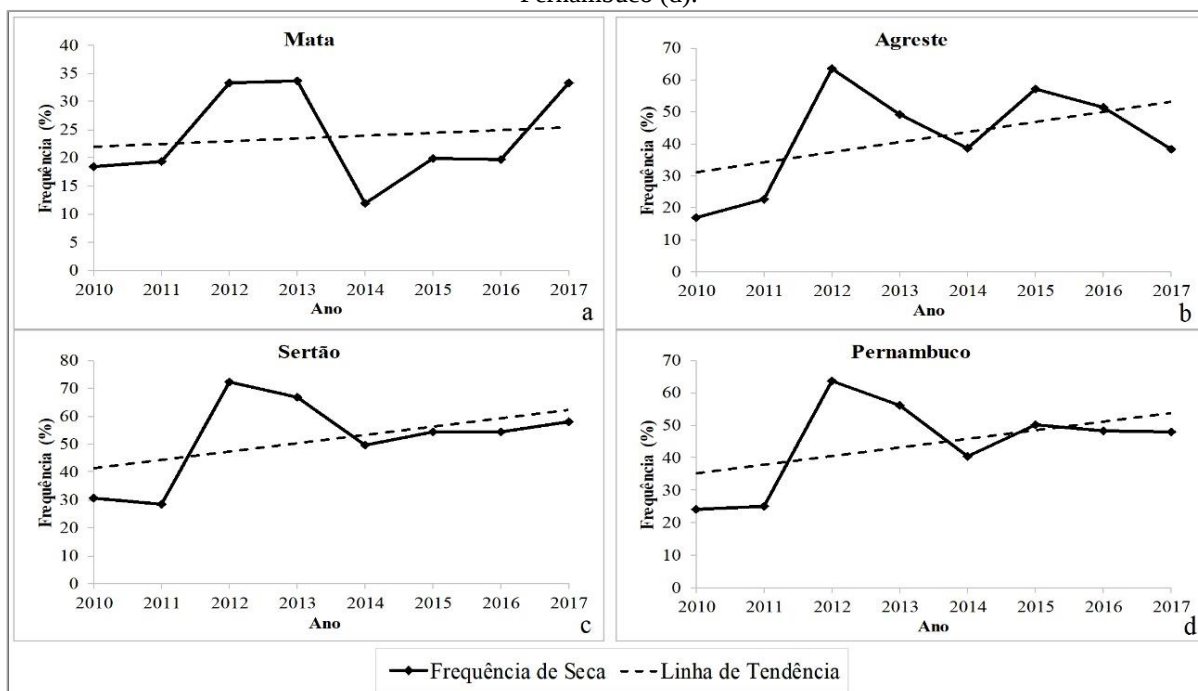


Fonte: A autora (2019).

O segundo e terceiro anos indicados por essa análise como os mais secos diferenciou de uma região para a outra, sendo para o Agreste o ano de 2015, seguido de 2013 (Figura 52 b). Já para a região do Sertão foi o ano de 2013, seguido de 2017 (Figura 52 c). Esse último ano também foi o terceiro com maior ocorrência de seca para a Mata (Figura 52 a). Quando considerado todo o Estado verificou-se que o segundo ano apontado com maior incidência de seca também foi 2013, seguido de 2015 (Figura 52 d), já que foi um ano muito seco para o Agreste e também para o Sertão e com atuação do evento *El Niño* (Cirilo, 2015).

Todas as regiões indicaram os anos de 2010, 2011 e 2014 abaixo da tendência de seca. Os resultados também evidenciam que os anos de 2012, 2013, 2015 e 2017 foram os que mais se destacaram em ocorrência de seca em alguma região.

Figura 52 - Frequência da ocorrência de seca para a área agropecuária do Estado de Pernambuco durante o período de 2010 a 2017, avaliado por região climática: Mata (a), Agreste (b), Sertão (c) e para o Estado de Pernambuco (d).

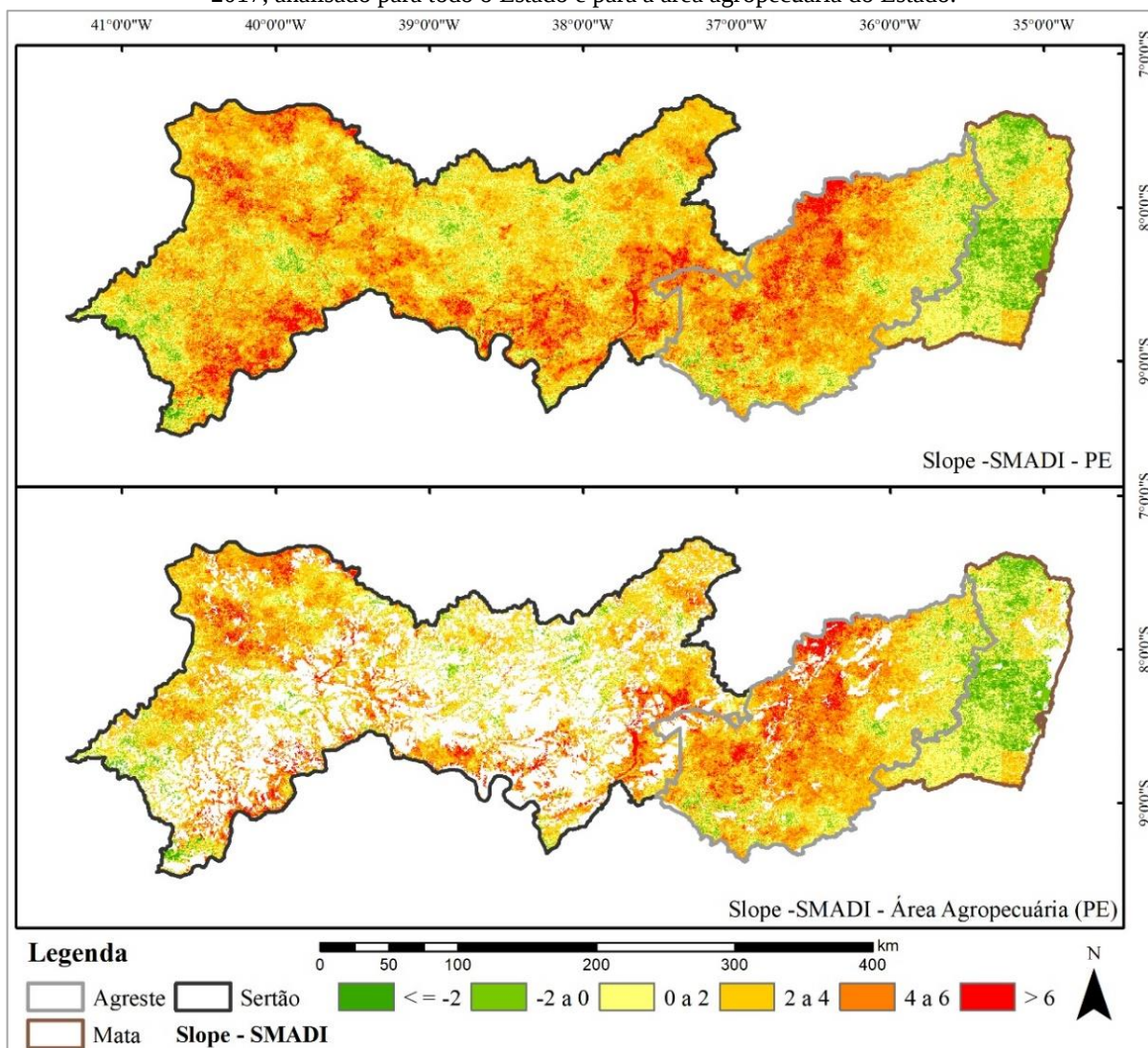


Fonte: A autora (2019).

Outra informação que pode ser extraída dessa análise é em relação a declividade do SMADI, ou seja, mostra se a tendência da seca, segundo o índice, está diminuindo ou aumentando dentro do intervalo estudado para cada região e para o Estado de Pernambuco. Os resultados evidenciaram que todas as regiões ainda apresentam uma tendência positiva, o que significa que a frequência de seca aumentou em todas as regiões de 2010 a 2017 e sugere uma continuidade para os próximos anos. Esse valor de declividade (*slope*) foi maior na região do Agreste com um valor de 3,12, seguido do Sertão com 2,97, já quando considerada todas as áreas agropecuárias do Estado esse valor foi de 2,66.

A Figura 53 mostra a distribuição espacial da tendência de seca de 2010 a 2017 com base no índice SMADI, esse resultado é mostrado para todo o Estado de Pernambuco e considerando apenas as áreas agropecuárias do Estado, que foram as áreas utilizadas no cálculo do *slope* apresentados por região na Figura 52. Esse mapa de distribuição da tendência de seca evidencia também que a região Agreste foi a que apresentou um maior aumento desse fenômeno, seguido do Sertão pernambucano.

Figura 53 - Distribuição da tendência de mudança de seca no Estado de Pernambuco durante o período de 2010 a 2017, analisado para todo o Estado e para a área agropecuária do Estado.



Fonte: A autora (2019).

Para avaliar a consistência do resultado do *slope* foi aplicada a correlação r de Pearson entre a frequência de seca obtida para cada região com a precipitação pluviométrica e a umidade do solo do satélite SMOS. Os resultados evidenciaram que a avaliação realizada para a região semiárida variou entre forte a muito forte, apresentando melhor desempenho na região do Agreste e se correlacionado mais fortemente com a umidade do solo (Tabela 8). No entanto, o mesmo não foi observado para a Mata e isso pode ser reflexo da grande ocorrência de lacunas nos dados de umidade do solo obtido pelo sensor MIRAS nessa região, ocasionados possivelmente pelas áreas urbanas e RFI, como já foi discutido anteriormente, esse fato pode ter influenciado no desempenho do índice SMADI nessa região, como foi relatado por Paredes-Trejo e Barbosa (2017) para o índice SWDI em áreas situadas no nordeste brasileiro.

Tabela 8 - Coeficiente de correlação r de Pearson entre a frequência de seca anual para a área agropecuária obtido por meio do índice SMADI e a média anual das variáveis de precipitação pluviométrica e a umidade do solo do satélite SMOS entre 2010 a 2017.

Variáveis	Correlação r de Pearson da Frequência de seca nas áreas agrícolas das regiões			
	Mata	Agreste	Sertão	Estado de Pernambuco
Precipitação	-0,13	-0,93	-0,88	-0,85
SMOS-SM	-0,25	-0,99	-0,89	-0,97

Fonte: A autora (2019).

O resultado da tendência da seca no Estado de Pernambuco foi consistente com estudos anteriores realizados no SAB e na área de estudo (Alvalá *et al.*, 2019; Barbosa *et al.*, 2019; Brito *et al.*, 2017; Buriti e Barbosa, 2018; Cunha *et al.*, 2017; Inocêncio *et al.* 2019; Marengo *et al.*, 2017; Paredes-Trejo e Barbosa, 2017; Rossato *et al.*, 2017; Souza *et al.*, 2018; Souza *et al.*, 2019).

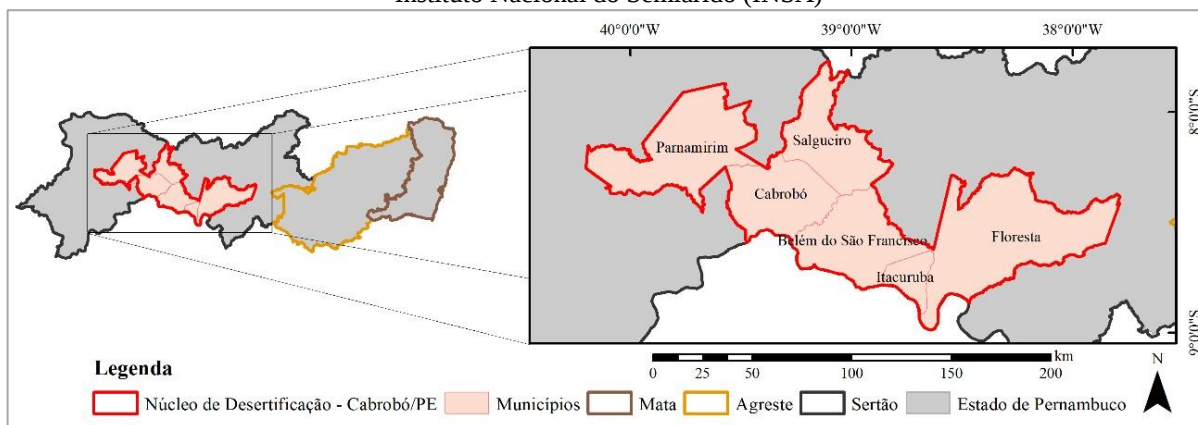
4.3.8 Núcleo de Desertificação: Cabrobó-PE

O Semiárido brasileiro possui seis núcleos de desertificação são eles: Cabrobó (PE), Gilbués (PI), Inhamus (CE), Irauçuba (CE), Jaguaribe (CE) e o Seridó (PB e RN), correspondendo a um total de 59 municípios inseridos nesse perímetro e contabilizando uma área de 68.500 km², distribuída pelos cinco estados (INSA, 2014).

O núcleo de desertificação de Cabrobó está inserido na região do Sertão, estando seu maior percentual de área na mesorregião do São Francisco pernambucano abrangendo um total de 6 municípios e equivalendo a uma área de 12.812,53 km² (Figura 54).

A média anual da precipitação nesse perímetro é de aproximadamente 500 mm e os meses mais chuvosos se concentram entre janeiro a abril, indicando a existência de uma estação seca intensa e duradoura a partir do mês de maio (Vieira *et al.*, 2018).

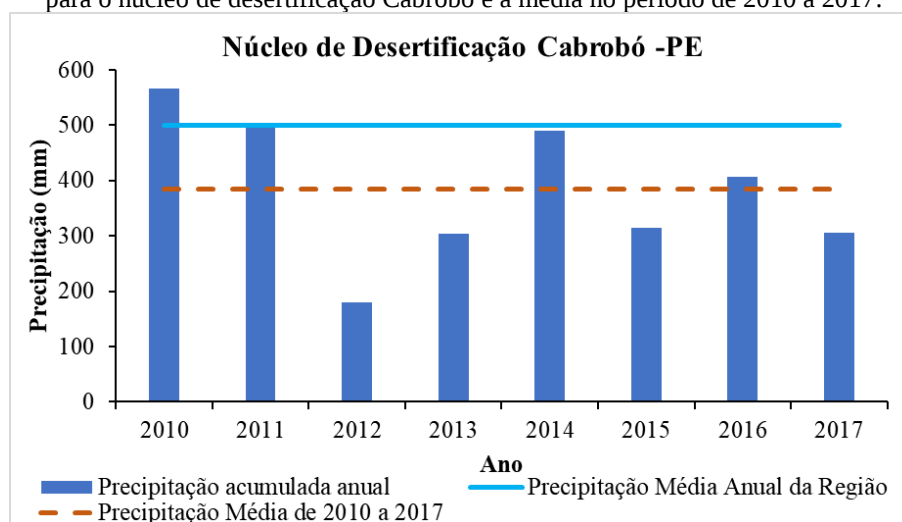
Figura 54 - Mapa de localização do núcleo de desertificação Cabrobó no Estado de Pernambuco, segundo o Instituto Nacional do Semiárido (INSA)



Fonte: A autora (2019).

Durante o período estudado observou-se que nos anos de 2010 e 2011 a precipitação acumulada no núcleo de desertificação Cabrobó foi superior à média anual para a região variando entre 565,73 mm e 504,43 mm, respectivamente. No entanto, em 2012 esse valor reduziu drasticamente, correspondendo a 179,89 mm, sendo a menor precipitação acumulada anual registrada dentro do período estudado. O ano de 2013 se mostrou um pouco melhor que o ano anterior registrando o total de 303,39 mm, entretanto, continuou abaixo do esperado para a região. No ano de 2014 também foi registrado um aumento dessa precipitação, voltando a reduzir em 2015 e apresentando um leve aumento em 2016 e voltando a reduzir em 2017, correspondendo a 491,03 mm, 314,29 mm, 406,11 mm e 306,31 mm, respectivamente. Todavia, assim como o ano 2012 e 2013, os anos seguintes também ficaram com precipitação acumulada anual abaixo do esperado para esse perímetro, sendo a média desse parâmetro de 2010 a 2017 de 383,90 mm (Figura 55).

Figura 55 - Precipitação acumulada anual durante o período de 2010 a 2017, em relação à média anual de chuva para o núcleo de desertificação Cabrobó e a média no período de 2010 a 2017.



Fonte: A autora (2019).

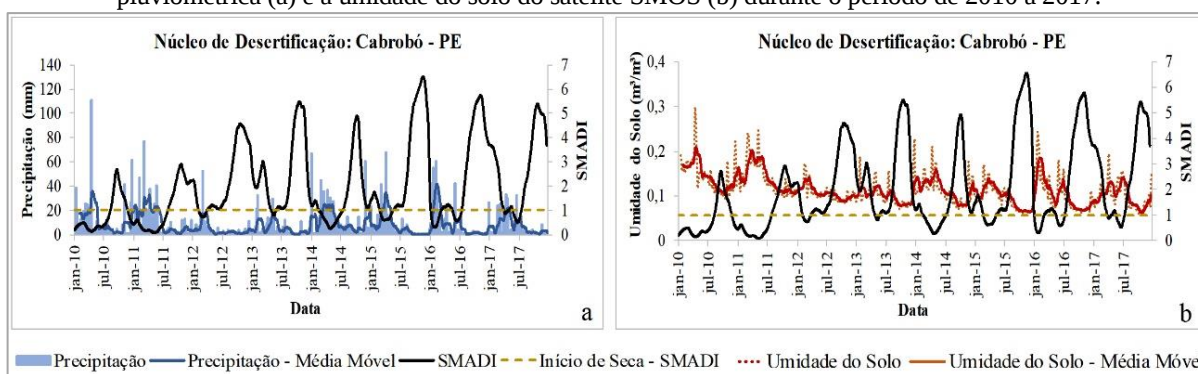
Essa redução na precipitação pluviométrica também foi observada por Marengo *et al.* (2017) que evidenciaram uma redução da precipitação nos anos 1990 em relação a década de 1980 e 2000, no entanto, a menor média registrada foi em relação ao último quinquênio (2011-2016), com valor muito abaixo da normal para a região semiárida brasileira. Diante desse resultado, os autores sugeriram que a seca atual é continuidade da registrada na década de 1990.

O comportamento da precipitação a cada oito dias para o período estudado pode ser observado na Figura 56a, evidenciando a resposta do SMADI a esse parâmetro. A correlação r de Pearson entre o índice e a média móvel de cinco dias da precipitação apresentou uma correlação negativa moderada, correspondente a -0,61, já quando essa correspondência foi feita com a umidade do solo do satélite SMOS esse valor foi de -0,8 evidenciando uma concordância

forte, o que também pode ser observado na Figura 56b, no qual observa-se que quando registrado baixos valores de umidade do solo foram identificadas as maiores severidades do índice. A correlação entre a precipitação e umidade do solo também apontou uma concordância forte correspondente a 0,8.

Ainda sobre a Figura 56 é possível observar que a maior seca consecutiva registrada no núcleo de desertificação de Cabrobó ocorreu entre 2012 a 2013, abrangendo os meses de março de 2012 a abril de 2013, correspondendo a mais de um ano de seca contínua. Os biênios de 2013 a 2014 e de 2016 a 2017 também apresentaram grande duração, correspondendo a aproximadamente 8 meses, abrangendo de junho de 2013 a fevereiro de 2014 e de julho de 2016 a março de 2017, respectivamente. Vale salientar que mesmo os biênios de menor duração de seca como as registradas pelo SMADI de 2013 a 2014 e de 2015 a 2016 também apresentaram severidade variando entre leve a extrema. Os anos indicados como os mais críticos para esse perímetro foram 2012, 2013 e 2017, em decorrência da magnitude e da alta frequência de seca apresentada (Figura 51).

Figura 56 - Evolução temporal do SMADI para o núcleo de desertificação Cabrobó-PE em relação a precipitação pluviométrica (a) e a umidade do solo do satélite SMOS (b) durante o período de 2010 a 2017.



Fonte: A autora (2019).

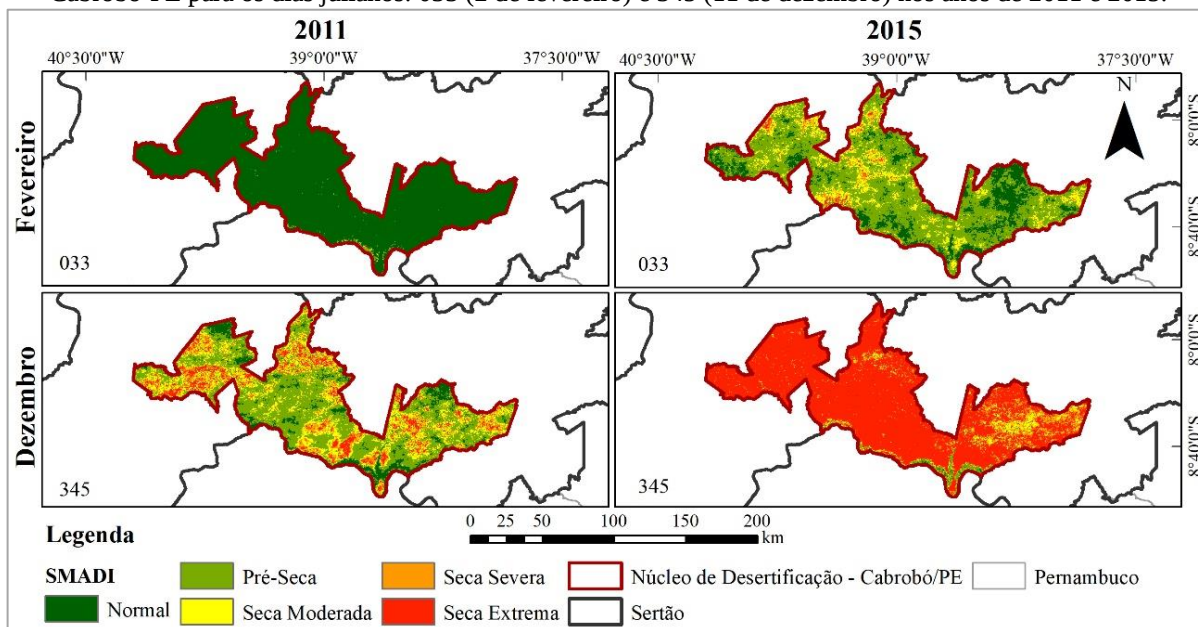
Retomando a discussão das estatísticas básicas (mínimos, máximos, média e desvio padrão) para o vigor da vegetação (NDVI) (Figura 36) e para a temperatura de superfície (LST-Dia) (Figura 37) verificou-se que essa região apresentou altas temperaturas e consequentemente baixos valores de NDVI no período de 2010 a 2017, refletindo sobre o resultado do desvio padrão, que evidenciou baixa variação desses dois produtos durante todo o período estudado. Esse resultado também foi observado para a precipitação pluviométrica (Figura 28).

Os resultados encontrados na presente pesquisa corroboram com o estudo realizado por Vieira *et al.* (2018) que avaliaram a dinâmica das mudanças de usos e cobertura da terra no núcleo de desertificação de Cabrobó-PE no período de 2000 a 2016. Nesse estudo constataram que as áreas de floresta no núcleo de Cabrobó diminuíram 54%, sendo estas substituídas por

áreas de solo exposto e áreas degradadas no período estudado. As áreas degradadas foram caracterizadas por apresentarem temperatura de superfície mais elevada, tendo aumentado em 1°C no período de 2009 a 2016. Os autores sugeriram que o aumento da temperatura da superfície pode estar associado ao estresse hídrico que tende a se agravar em áreas com alto grau de degradação do solo.

Fazendo uma avaliação espaço-temporal do índice SMADI comparando o período chuvoso (mês de fevereiro) e o período de estiagem (mês de dezembro) nos anos de 2011, que apresentou chuvas acima da média para a região, e no ano de 2015, esteve abaixo dessa média, observou-se que em fevereiro de 2011 todo o perímetro do núcleo foi classificado como normal, no entanto, no mesmo período de 2015 foi possível identificar que quase toda a área apresentou seca variando de leve a extrema. Ao analisar um produto do índice obtido em dezembro de 2011, verificaram-se áreas classificadas com severidade extrema, que não haviam sido identificadas no início de 2011, já quando comparadas com o mesmo período de 2015 o índice indicou um agravamento dessa severidade atingindo praticamente todo o núcleo de desertificação Cabrobó como seca extrema (Figura 57).

Figura 57 - Avaliação espaço-temporal do índice de seca agrícola SMADI para o núcleo de desertificação Cabrobó-PE para os dias julianos: 033 (2 de fevereiro) e 345 (11 de dezembro) nos anos de 2011 e 2015.



Fonte: A autora (2019).

Um outro estudo envolvendo análises sobre o uso e níveis de degradação das terras foi realizado por Sousa *et al.* (2008), no qual avaliaram a expansão espaço-temporal da degradação das terras do município de São João do Cariri, situado na microrregião homogenia dos Cariris Velhos, região semiárida do Estado de Paraíba no período de 1987 a 2004. Os resultados

evidenciaram que o aumento da degradação das terras foi resultante da não utilização de práticas de conservação dos solos agrícolas pelos agricultores e pecuaristas; da falta de uma infraestrutura para mitigação dos efeitos da seca e da falta de políticas públicas adequadas para a convivência com semiárido.

4.4 IMPACTO DA SECA NA PRODUTIVIDADE AGRÍCOLA E NA ÁREA COLHIDA PARA AS CULTURAS DO MILHO E SORGO NO ESTADO DE PERNAMBUCO

Nessa etapa do trabalho foram avaliadas a produtividade e a área colhida das culturas do milho e do sorgo obtidas para o Estado de Pernambuco por duas fontes de dados: a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB), que fornece esses dados por Unidade de Federação e o Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA), que fornecem dados a nível nacional, estadual, por mesorregiões e microrregiões, assim como a níveis de município.

Nesse estudo foram comparados os dados de produtividade fornecido por essas duas instituições a nível estadual com a resposta de severidade do SMADI e do SPI, ao perfil do NDVI e também em relação a precipitação e a umidade do solo do satélite SMOS, obtidas apenas para as áreas agropecuárias do Estado. A nível de região (Mata, Agreste e Sertão) foram utilizados apenas os dados do SIDRA de rendimento das culturas e de área colhida comparadas as respostas desses índices também obtidas apenas para as áreas agropecuárias situadas nessas regiões.

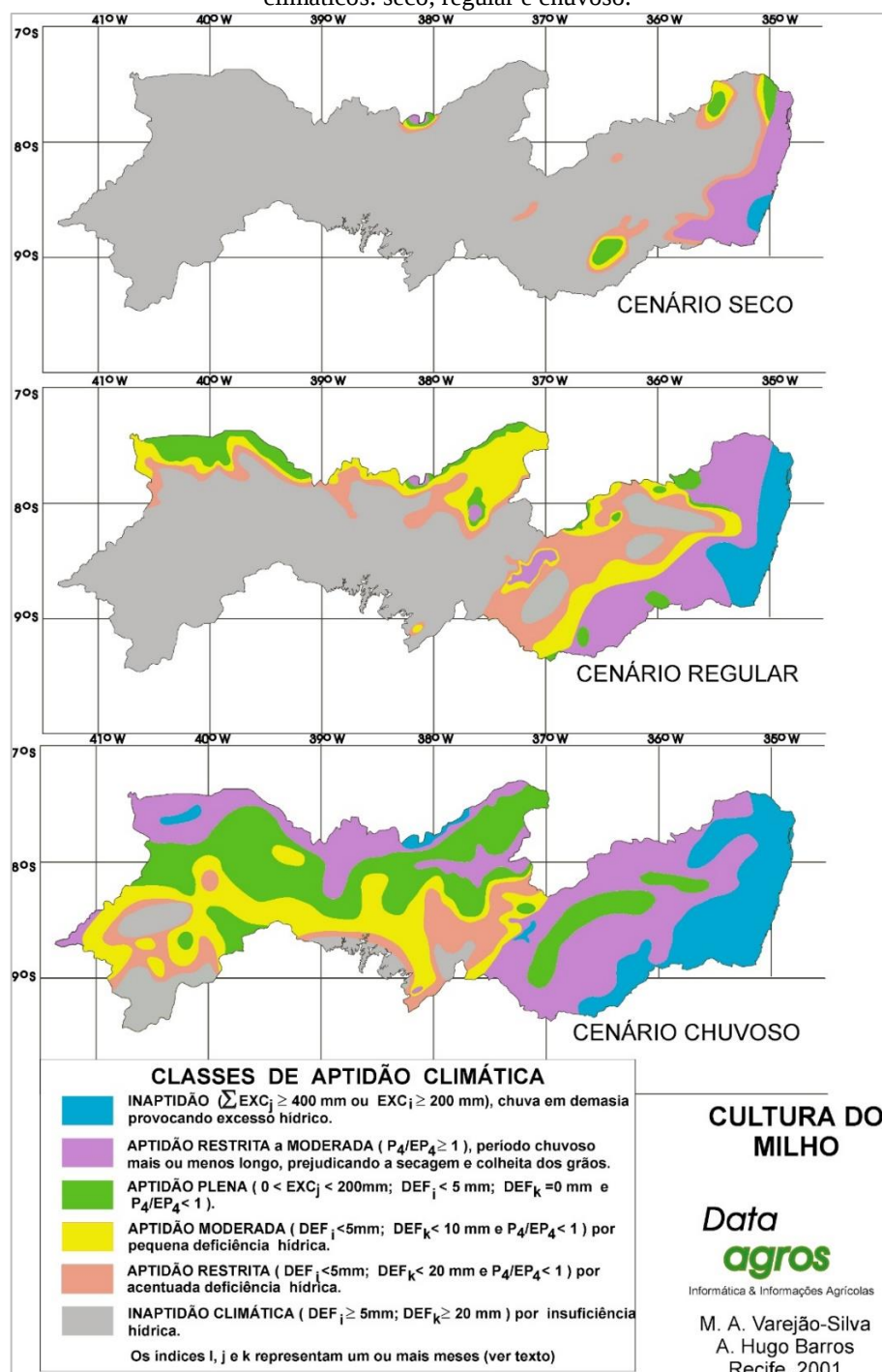
Apesar de alguns autores recomendarem o uso do calendário agrícola para obter os produtos de sensoriamento remoto e os índices apenas para o período de cultivo da cultura avaliada, isso não foi possível para o presente estudo, devido à ausência desse calendário para o Estado no período estudado. Formaggio e Sanches (2017) enfatizam a relevância da dinâmica fenológica ao longo do ciclo de uma cultura agrícola para a extração de informações de interesse agrícola a partir de imagens orbitais, pois essas destacam o perfil da cultura no decorrer do tempo. Os autores ressaltam que as informações sobre data de plantio, vigor das culturas ao longo do ciclo e duração do ciclo de cultivo são elementos importantes em modelos utilizados para a estimativa da produtividade de culturas agrícolas.

Apesar das dificuldades encontradas, as correlações r de Pearson apresentaram em algumas avaliações resultados significativos. Esses e outros resultados serão discutidos nos próximos itens.

4.4.1 Cultura do Milho

Um dos levantamentos realizados pelo Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco (ZAPE-PE) (Silva *et al.*, 2001) foi a aptidão climática das culturas avaliadas em diferentes cenários: seco, regular e chuvoso. O desempenho da cultura do milho a esses diferentes cenários está apresentado na Figura 58.

Figura 58 - Potencial de aptidão agroclimática da cultura do milho no Estado de Pernambuco em três cenários climáticos: seco, regular e chuvoso.



Fonte: ZAPE (Silva *et al.*, 2001).

Avaliando o resultado do cenário no período seco, observa-se que a região semiárida é classificada praticamente como inapta para essa cultura, devido a deficiência hídrica, sendo a região da Mata a que se encontra a maior área para o cultivo do milho com condição restrita a moderada, essas restrições ocorrem devido ao período de precipitação ser considerado longo para a cultura, prejudicando a secagem e a colheita dos grãos. As áreas indicadas como aptidão plena ou moderada é sinalizada em pequenas áreas situadas nas três regiões: Mata, Agreste e Sertão.

Em anos regulares de precipitação a região do Agreste apresenta boa parte de sua área em condição restrita a plena para a cultura do milho, com algumas áreas classificadas como inaptas, já o Sertão é a região com maior quantitativo de áreas nessa categoria. No entanto, no cenário chuvoso foi a região que apresentou as melhores condições climáticas para o cultivo do milho (Figura 58).

O período abordado nessa pesquisa apresenta a maior parte dos anos com precipitações abaixo da média, predominando nesses o cenário mais seco. A avaliação da severidade do SMADI e demais índices e parâmetros utilizados na comparação com a produtividade do milho obtida para o Estado de Pernambuco pelo CONAB e SIDRA estão apresentados na Figura 59.

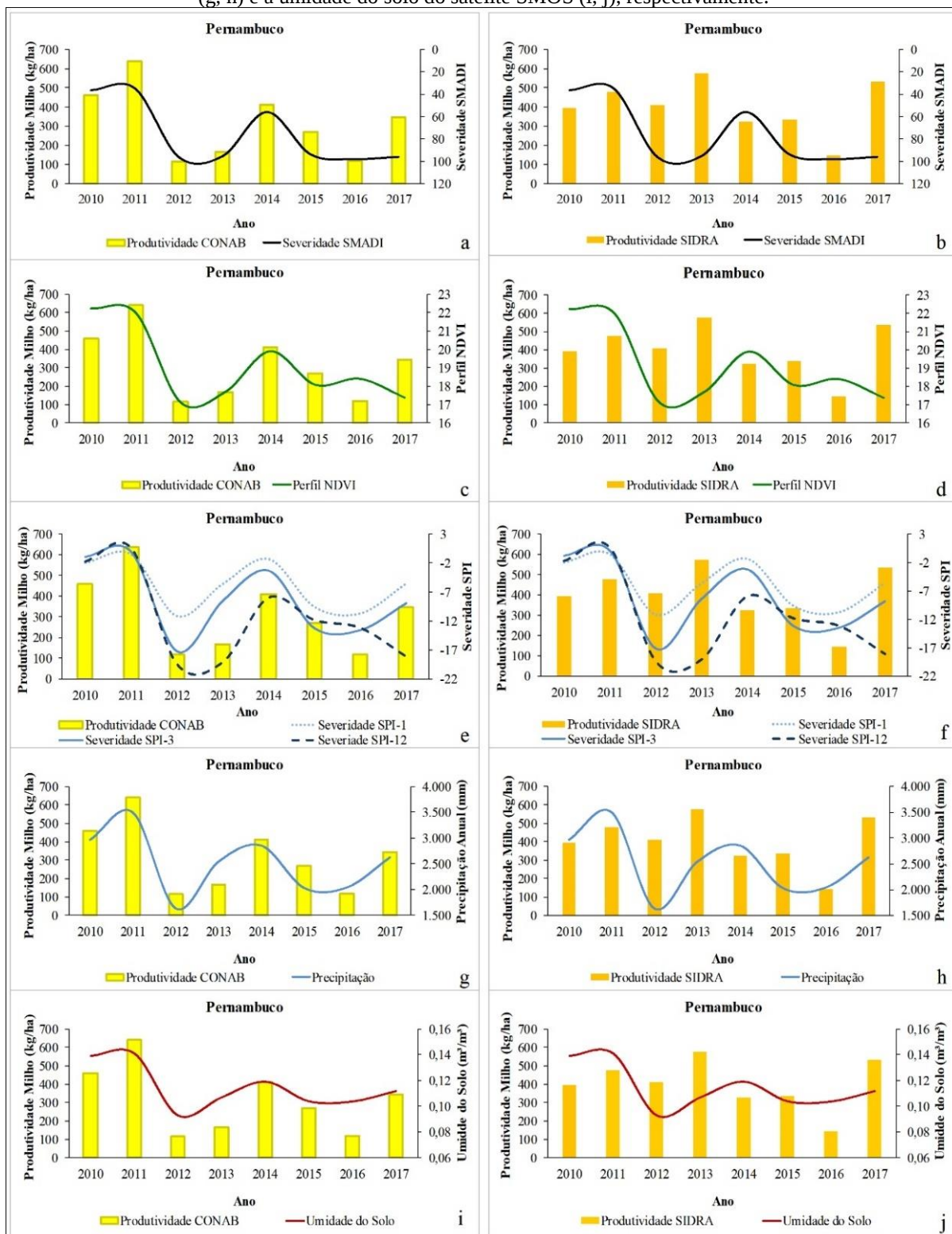
É possível observar uma diferença nos valores de produtividade registrado pela CONAB e SIDRA (Figura 59). Isso se deve às diferenças de metodologias adotadas por cada instituição, o primeiro leva em consideração o ano safra, já o SIDRA o ano civil. Esse fato também foi relatado por Anderson *et al.* (2016).

Quando avaliada a produtividade do milho fornecida pela CONAB em relação a severidade do SMADI e dos outros índices e parâmetros para as áreas agrícolas do Estado de Pernambuco observou-se uma coerência entre esses dados. Quando a severidade aumentava a produtividade diminuía, o que não foi observado quando essa avaliação foi realizada com o SIDRA. Esse resultado pode estar relacionado ao fato do primeiro considerar o rendimento obtido por ciclo de cultivo e o segundo apenas fornecer uma estimativa de rendimento anual.

Fazendo uma análise mais detalhada dos impactos dos índices de seca com a produtividade do milho verifica-se que quando a severidade do SMADI diminuiu, consequentemente aumentou a produtividade do milho registrada pela CONAB e quando a severidade aumentou, consequentemente também diminuiu o rendimento, isso pode ser claramente observado nos anos de 2012 e 2013, no qual o SMADI apresentou um aumento da severidade, o que implicou na redução da produtividade do milho no Estado (Figura 59 a). Já quando analisado com os dados do SIDRA isso não ocorreu, os anos de 2012 e 2013 mesmo com alta severidade do índice SMADI apresentou uma das maiores produtividades (Figura 59 b). Vale ressaltar que apenas o eixo referente à severidade do SMADI encontra-se invertido, pois como já

abordado, esse índice aumenta à medida que se afasta positivamente do valor zero, diferentemente dos demais índices trabalhados nesse estudo.

Figura 59 - Produtividade da cultura do milho obtidos pela CONAB e SIDRA para o Estado de Pernambuco comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.



Fonte: A autora (2019).

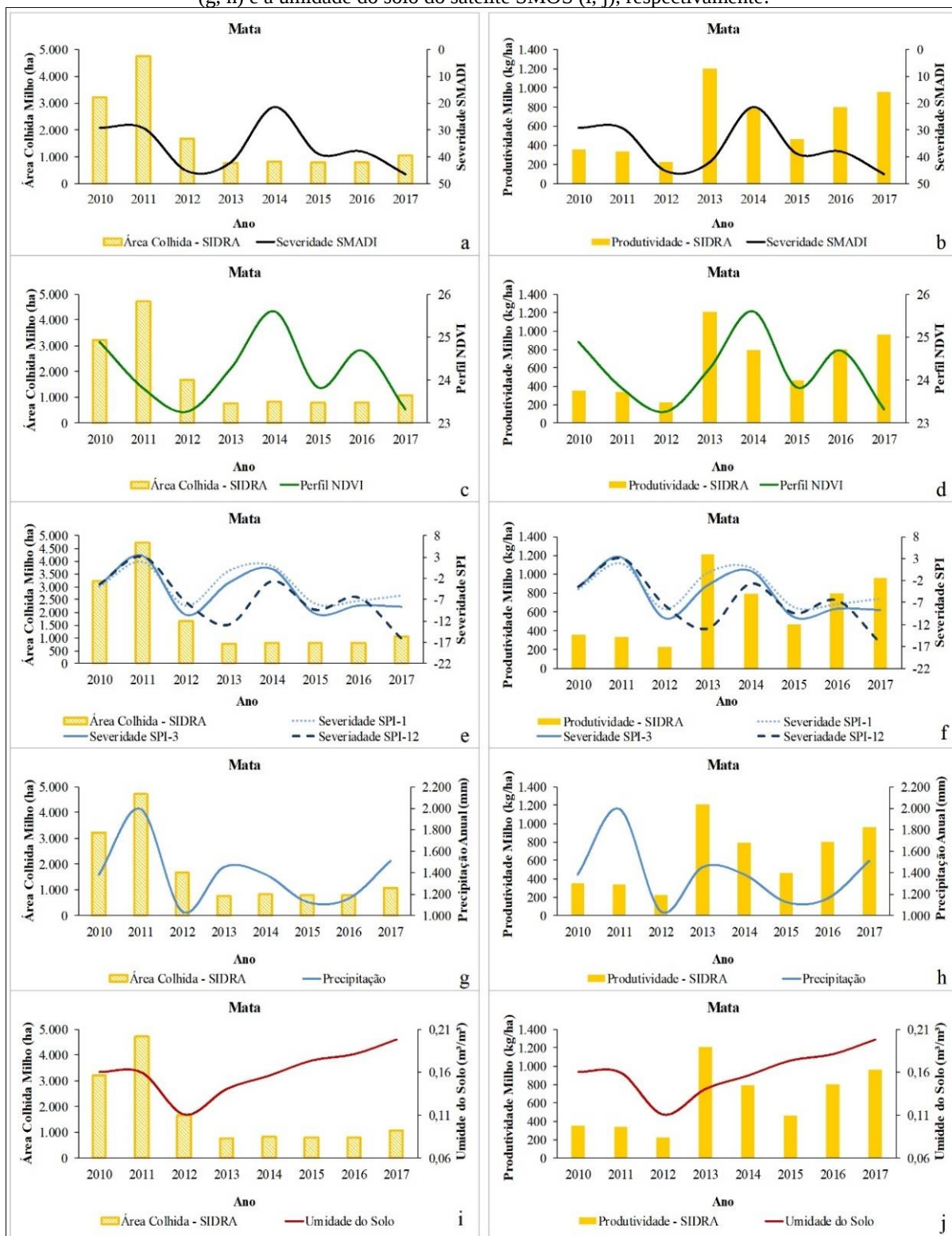
Ao avaliar a produtividade dessa cultura pela CONAB com o NDVI observa-se que na maioria das vezes que esse índice apresentou maior vigor da vegetação também se verificou aumento da produtividade (Figura 59 c). O mesmo comportamento foi observado quando comparado a resposta da severidade do SPI (quando essa aumentava a produtividade diminuía e vice-versa), a precipitação e a umidade do solo (Figura 59 e, g, i), respectivamente. No entanto, o mesmo não se aplicou quando avaliado aos dados de produtividade do SIDRA, da mesma forma que foi identificada incoerências com a severidade do SMADI, o mesmo foi observado para os outros índices e parâmetros.

Anderson *et al.* (2016) também relataram que a nível nacional, as estimativas anuais de produção para milho, soja e algodão da CONAB apresentaram altas correlações com as Estimativas Mundiais de Oferta e Demanda Agrícolas (WASDE) do Departamento de Agricultura dos EUA.

Ao avaliar a área colhida e a produtividade por região climática utilizando os dados do SIDRA comparados a severidade do SMADI e demais parâmetros observa-se que para a região da Mata a área colhida se mostrou mais coerente com a severidade dos índices do que com a produtividade agrícola do milho para essa região. Isso pode ser constatado quando analisado o ano de 2010 e 2011 em que a severidade do SMADI diminuiu e houve o aumento da área colhida (Figura 60 a), o mesmo é observado para a severidade do SPI, para a precipitação e umidade do solo, e que no ano de 2012 apresentou uma redução dessa área, devido ao aumento da severidade da seca (Figura 60 e, g, i). No entanto, nos anos seguintes os valores de área colhida se mantiveram praticamente os mesmos independente das severidades dos índices e da resposta das variáveis. Já os valores de rendimento agrícola apresentam resultados mais coerentes com a severidade do SMADI, perfil do NDVI nos anos de 2014 a 2016 (Figura 60 b, d). Já com a precipitação acumulada anual apresentou maior coerência entre 2013 a 2017 (Figura 60 h).

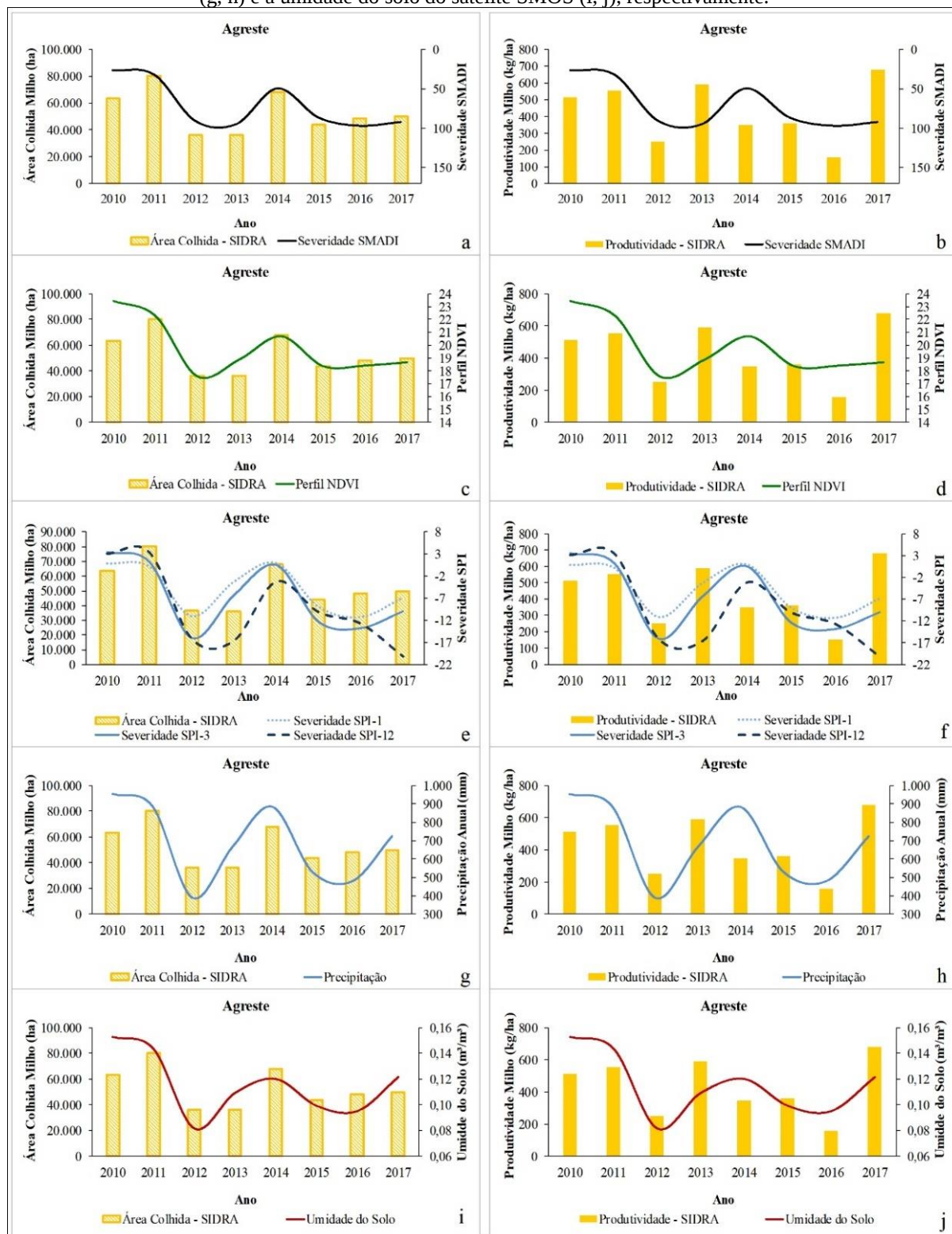
Quando analisado os dados do SIDRA de área colhida e de produtividade agrícola para a região do Agreste observou-se uma concordância melhor dessas áreas com as severidades dos índices e variáveis (Figura 61 a, c, e, g, i), do que quando comparado com os dados de rendimento (Figura 61 b, d, f, h, j), esse comportamento foi observado em praticamente todos os anos. Também se verificou maior concordância da área colhida do Agreste com os resultados da severidade do SMADI, perfil do NDVI, severidade do SPI e das demais variáveis (Figura 61), do que quando esses foram avaliados para a região da Mata (Figura 60). Esse fato pode estar relacionado com baixas correlações obtida para os índices na região litorânea.

Figura 60 - Área colhida e produtividade da cultura do milho obtidos pelo SIDRA para a região da Mata comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.



Fonte: A autora (2019).

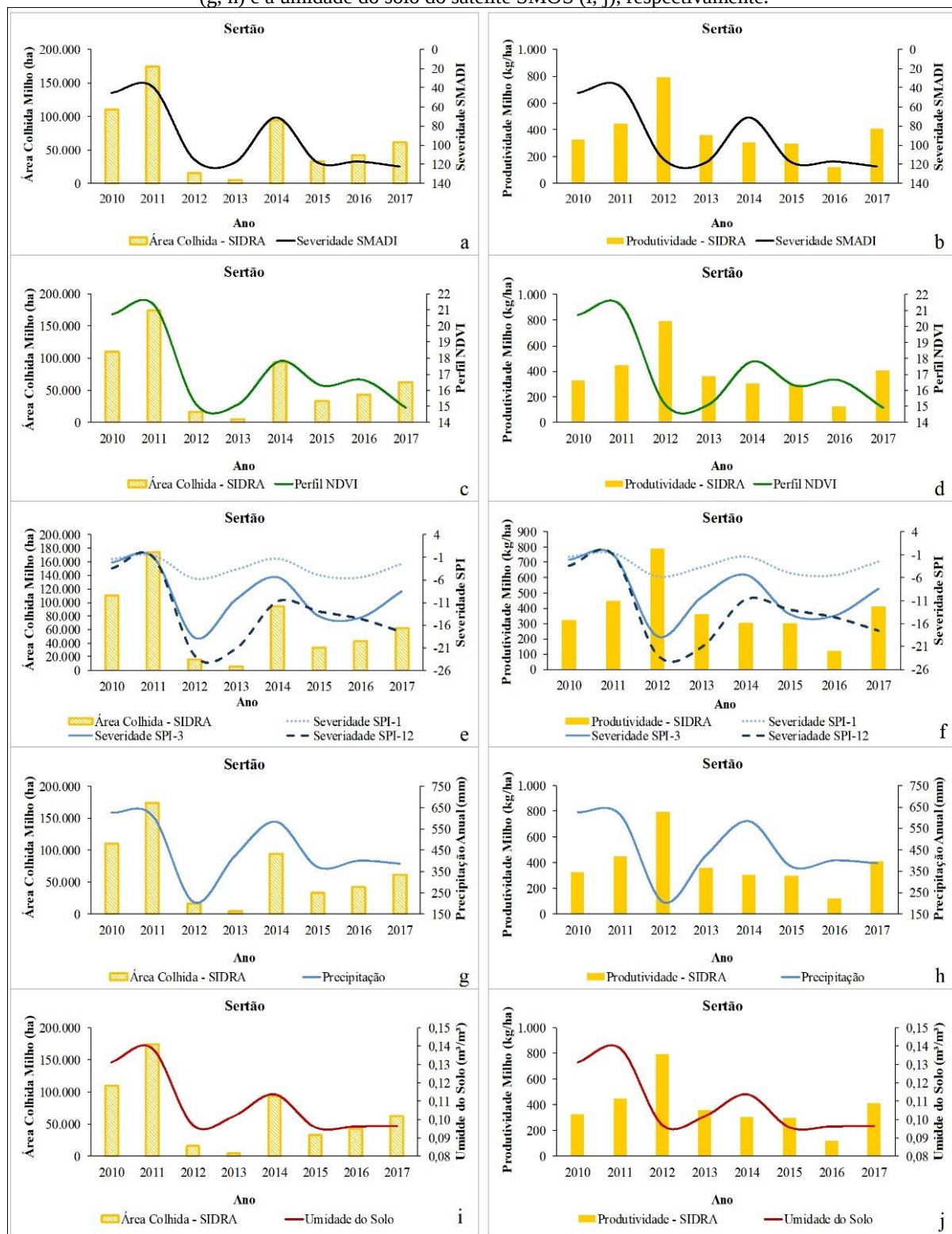
Figura 61 - Área colhida e produtividade da cultura do milho obtidos pelo SIDRA para a região do Agreste comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.



Fonte: A autora (2019).

A Figura 62 apresenta as concordâncias de área colhida e produtividade do milho com os índices e variáveis para o Sertão e assim como observado para o Agreste foram encontrados desempenhos semelhantes para essa região.

Figura 62 - Área colhida e produtividade da cultura do milho obtidos pelo SIDRA para a região do Sertão comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.



Fonte: A autora (2019).

A concordância ou não entre as severidades dos índices e parâmetros com a área colhida e a produtividade da cultura do milho refletiram sobre os seus desempenhos

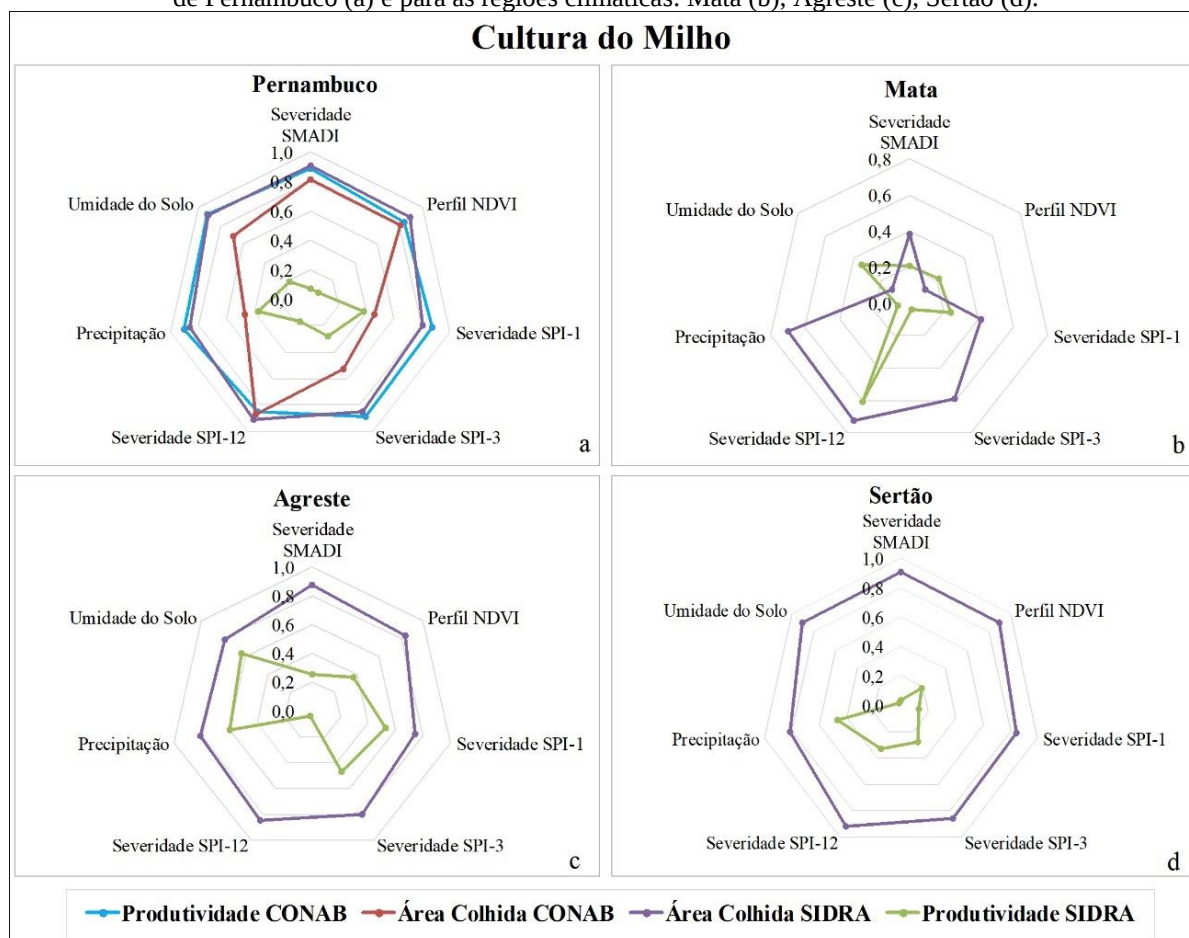
estatisticamente. As correlações r de Pearson evidenciaram o que já havia sido observado nas figuras anteriores para o Estado de Pernambuco e regiões.

Para Pernambuco os resultados de produtividade do milho obtido pela CONAB quando relacionadas a severidade do SMADI e dos demais parâmetros variou de uma correlação forte a muito forte, se correlacionando melhor com a umidade do solo, seguida da precipitação e da severidade do índice SMADI (Figura 63 a), o qual se correspondeu de forma negativa, vale salientar que os resultados apresentados na Figura 63 estão em módulo. Também é interessante observar nesse resultado que são os dados de área colhida do SIDRA que mais se aproximam das correlações encontradas pela produtividade da CONAB com as severidades e parâmetros, com essas também variando entre forte a muito forte. No entanto, os seus dados de produtividade apresentaram correspondências muito baixas, ou seja, os melhores desempenhos estatísticos encontrados ocorreram com a produtividade da CONAB e com a área colhida do SIDRA, já os dados de área colhida da CONAB variaram entre moderada a forte, apresentado os melhores resultados para a severidade do SPI-12, do SMADI e o perfil do NDVI (Figura 63 a).

As análises realizadas por região climática foram feitas com os dados de área colhida e produtividade do milho a partir dos dados do SIDRA. Como esperado as correlações de r de Pearson para a região da Mata foram as mais baixas, quando comparada as outras regiões. Essas variaram de muito fraca a moderada, apresentando o melhor desempenho com a severidade do SPI-12, no entanto, a correlação mais insignificante ocorreu justamente com os dados de precipitação acumulada anual, já quando as correlações ocorreram com os dados de área colhida houve uma melhora nas correlações, que variaram de muito fraca a forte, apresentando os melhores desempenhos para as severidades do SPI-1, 3 e 12 e para a precipitação, apresentando correlação forte apenas com a severidade do SPI-12 (Figura 63 b).

As correlações das severidades dos índices, perfil do NDVI e parâmetros, quando correlacionados com os dados de área colhida para o Agreste e Sertão (Figura 63 c, d), respectivamente, apresentaram correspondências entre forte a muito forte, sendo as maiores relações com a severidade do SMADI e a severidade do SPI-12 em ambas as regiões. No entanto, o mesmo não foi observado com a produtividade do milho, que apresentou nas duas regiões correlações entre fraca a moderada, apresentando melhores resultados para o Agreste (Figura 63 c).

Figura 63 - Correlação de r de Pearson, em módulo, entre a produtividade e área colhida do milho fornecidos pelas instituições: CONAB e SIDRA, correlacionados com a severidade do SMADI e do SPI-1, 3, 12, perfil do NDVI e com os parâmetros de precipitação e umidade do solo, analisados para as áreas agropecuárias do Estado de Pernambuco (a) e para as regiões climáticas: Mata (b), Agreste (c), Sertão (d).



Fonte: A autora (2019).

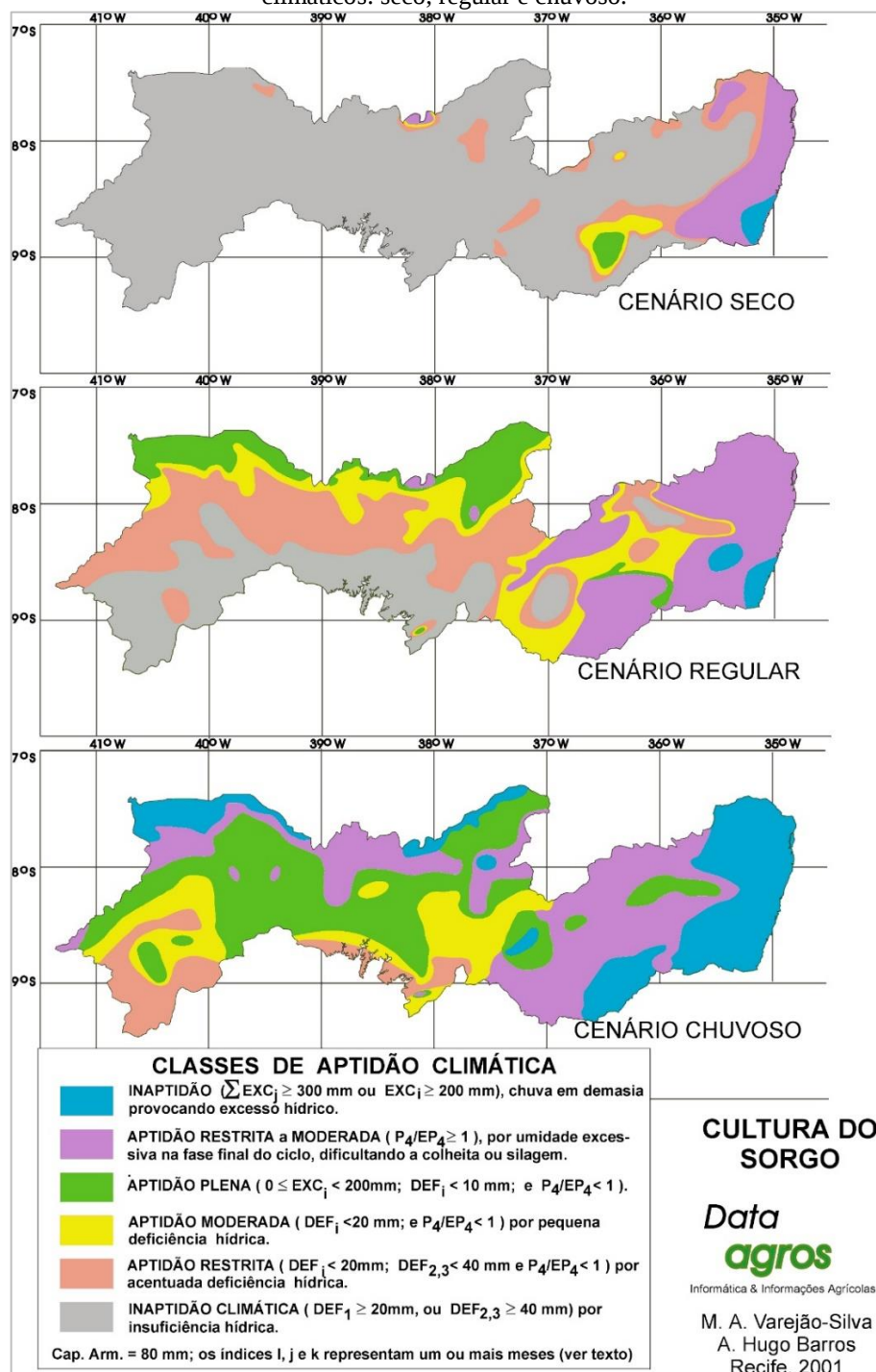
4.4.2 Cultura do Sorgo

O sorgo é uma cultura mais resistente as condições de estiagem do que o milho, pois exige menos água para se desenvolver. Segundo Elias *et al.* (2016) o sorgo é capaz de sobreviver e produzir em condições de limitado suprimento de água em períodos longos de seca e devido a sua tolerância ao estresse hídrico, essa cultura pode ocupar áreas onde a cultura do milho não apresenta desempenho satisfatório. Outras vantagens dessa cultura também são apontadas por Tabosa *et al.* (2007) que afirmam que o sorgo possui elevada produtividade de biomassa, alta eficiência do uso da água, apresentando persistência às altas temperaturas do ar e maior resistência a períodos de déficit hídrico.

O potencial de aptidão agroclimática para a cultura do sorgo elaborado pelo ZAPE-PE (2000) em três cenários diferentes (Figura 64) aponta que esse possui maior aptidão as condições de seca quando comparado a cultura do milho (Figura 58). No entanto, no cenário seco a maior parte da região semiárida é apontada como inapta ao cultivo do sorgo,

apresentando pequenas áreas com condições variando entre aptidão restrita a plena, sendo o Agreste a região do semiárido mais propícia para a cultura.

Figura 64 - Potencial de aptidão agroclimática da cultura do sorgo no Estado de Pernambuco em três cenários climáticos: seco, regular e chuvoso.



Fonte: ZAPE (Silva *et al.*, 2001).

Assim como no ano seco, o ano regular também apresenta para a região da Mata condições variando de inaptidão a aptidão restrita a moderada, sendo o ano chuvoso classificado praticamente por inaptidão, devido ao excesso hídrico. Já para região semiárida esses dois últimos

cenários se mostram bem mais favoráveis ao desenvolvimento dessa cultura, sendo o Sertão a região com maior área classificada com aptidão plena (Figura 64).

O potencial de aptidão agroclimática para o Estado de Alagoas foi realizado por Barros *et al.* (2018) e apresenta as áreas com aptidão climática para o desenvolvimento agrícola de várias culturas, dentre elas o milho e o sorgo, nos cenários seco, regular e chuvoso. Os resultados evidenciaram que as áreas classificadas com condições plenas para o sorgo no cenário mais crítico foi a região do Agreste e esse potencial aumentou nos outros dois cenários para a região semiárida. Já o milho apresentou no cenário seco uma grande área classificada como inapta para o Sertão e parte do Agreste, devido a deficiência hídrica, havendo uma redução dessas áreas e um aumento das áreas classificadas como plena nos cenários com maior incidência de precipitação pluviométrica, devido a quantidade de água consumida pelo milho durante o seu ciclo estar em torno de 600 mm a 800 mm, enquanto o sorgo exige em torno de 300 mm a 400 mm de precipitação pluviométrica, distribuídos regularmente durante o seu ciclo de crescimento (Tabosa *et al.*, 2008).

Estudos que trazem essa abordagem climatológica de cenários pluviométricos são muito importantes para o planejamento agrícola, principalmente em regiões que sofrem com a escassez hídrica e que em anos de seca podem optar por culturas mais resistentes as reduções pluviométricas como as culturas: do sorgo, do algodão, da mamona e do feijão caupi (Barros *et al.*, 2018).

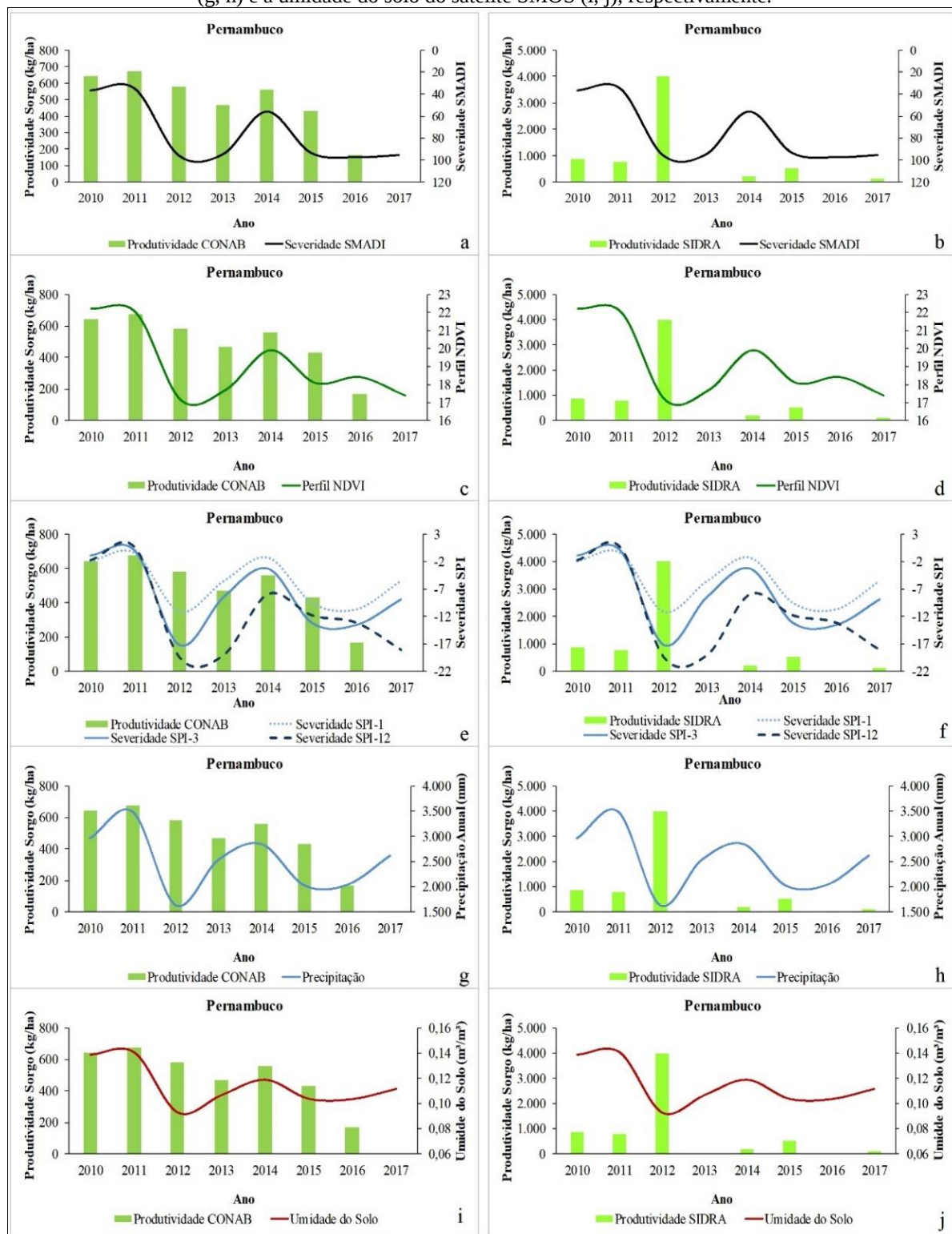
A avaliação da produtividade agrícola em relação a severidade do SMADI, ao perfil do NDVI, a severidade do SPI e aos parâmetros de chuva e umidade do solo do satélite SMOS também foram correlacionados ao rendimento da cultura do sorgo para o Estado de Pernambuco para as áreas agropecuárias do estado, utilizando as bases de dados da CONAB e SIDRA.

Assim como observado na cultura do milho os resultados da CONAB se mostraram mais coerentes com a severidade dos índices e resposta dos parâmetros, quando comparados aos dados do SIDRA. No entanto, esses resultados não foram tão expressivos como o milho, esse fato pode estar relacionado a essa cultura ser mais sensível ao estresse hídrico do que o sorgo que está mais adaptado as condições de seca.

Fazendo uma análise mais detalhada desses resultados observa-se que os anos de menor severidade do SMADI e consequentemente maior vigor da vegetação foi também os de maiores produtividades para a cultura do sorgo, isso é observado na produtividade fornecida pela CONAB nos anos de 2010, 2011 e 2014, nos quais também se verificou maior precipitação pluviométrica e consequentemente umidade do solo. Observa-se também uma leve redução desse rendimento nos anos de 2012, 2013, 2015 e 2016, quando a severidade dos índices se mostrou mais intensa e consequentemente foi registrado menor vigor da vegetação, assim como

uma redução da precipitação e umidade do solo (Figura 65 a, c, e, g, i). No ano de 2017 não foi registra produtividade para o sorgo pela CONAB.

Figura 65 - Produtividade da cultura do sorgo obtidos pela CONAB e SIDRA para o Estado de Pernambuco comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.



Fonte: A autora (2019).

Quando analisado o resultado dos rendimentos fornecidos pelo SIDRA com a severidade dos índices e parâmetros observa-se incoerências entre eles, sendo registrado nos anos de maior precipitação pluviométrica e umidade do solo e consequentemente menor severidade dos índices, as menores produtividades e quando essa se tornou mais severa como no ano de 2012 foi quando registrou-se os maiores rendimentos (Figura 65 b, d, f, h, j).

Na Figura 66 esse desempenho é apresentado para o Sertão, comparando os resultados de área colhida e produtividade do SIDRA para essa região. Assim como foi falado na cultura do milho, os dados de área colhida se mostraram mais coerentes com a resposta da severidade dos índices e parâmetros (Figura 66 a, c, e, g, i) do que com o rendimento agrícola dessa cultura (Figura 66 b, d, f, h, j). Nos anos em que foram registradas as maiores severidades foram também as que apresentaram menores valores de área colhida ou até mesmo nenhum registro, como foram observados para os anos de 2012, 2013 e 2016 (Figura 66 a, c, e, g, i), podendo ser um reflexo das condições de secas registradas nos anos anteriores

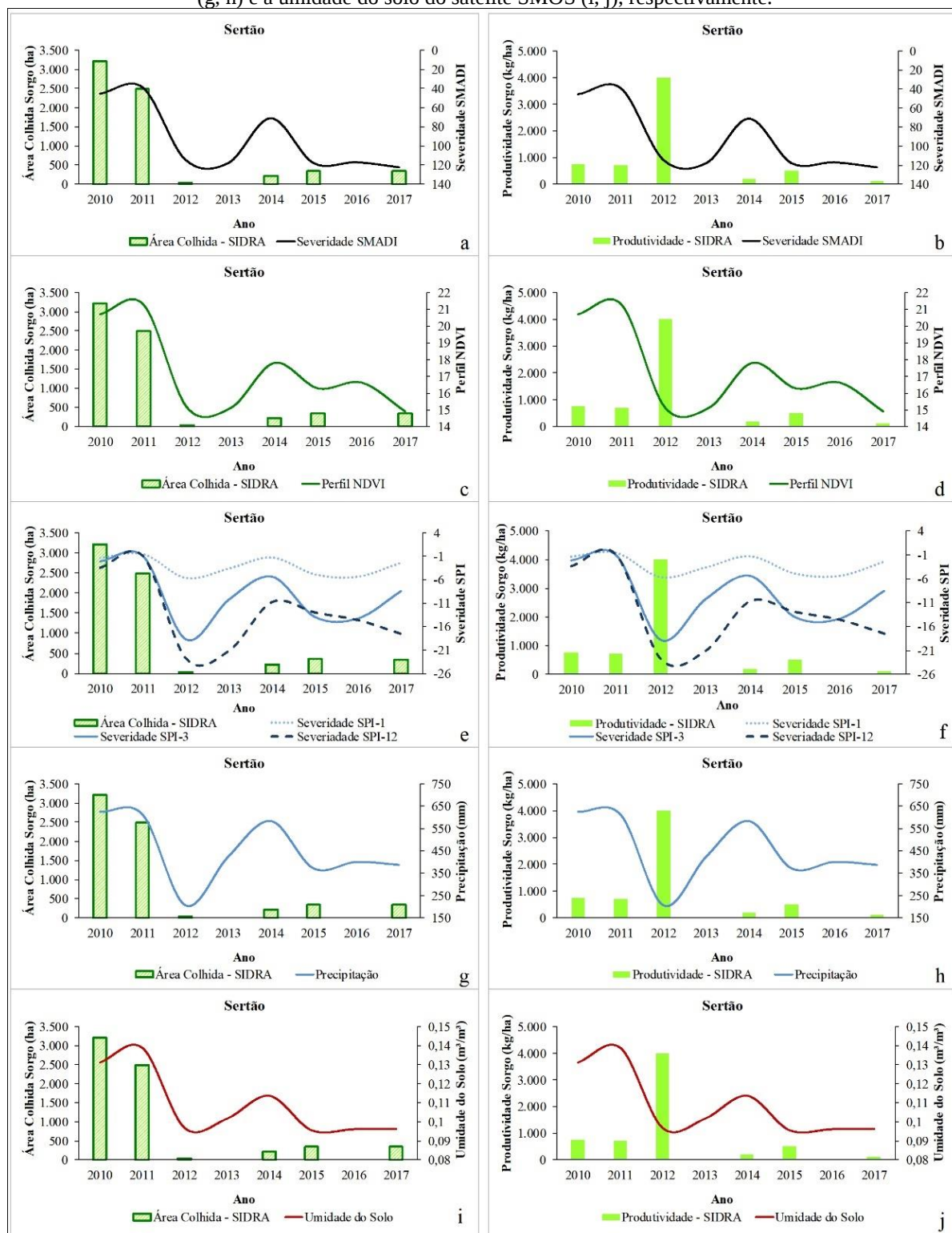
Não há registro da cultura do sorgo para a região da Mata em nenhum ano abordado nessa pesquisa e para o Agreste apenas para os anos de 2010 e 2011, por isso essas regiões não foram abordadas nessa análise. Apesar do sorgo ser considerada uma cultura resistente a seca, ela possui fases fenológicas críticas, que correspondem ao estágio de plântula e no florescimento, sendo importante nessas épocas um adequado nível de suprimento de água para uma boa produção (Barros *et al.*, 2018; Tabosa *et al.*, 2008).

O comportamento da resposta da produtividade e área colhida do sorgo com a severidade dos índices e parâmetros refletiram estatisticamente nas correlações r de Pearson (Figura 67). As correlações de rendimento obtido pela CONAB para Pernambuco e a área colhida fornecido pelo SIDRA para o Estado apresentaram correspondências variando entre moderada a forte, sendo as relações com as áreas colhidas do SIDRA as que apresentaram as relações mais significativas, estando melhor correlacionada com o perfil do NDVI, seguido da umidade do solo, severidade do SMADI e do SPI-12, já o melhor desempenho estatístico da produtividade da CONAB foi com a severidade do SMADI (Figura 67 a).

As correlações mais baixas da severidade dos índices e resposta dos parâmetros ocorreram com a produtividade do SIDRA e a área colhida da CONAB para o sorgo. As correlações no primeiro caso tiveram desempenho variando entre fraca a moderada, apresentando melhor desempenho com a precipitação, o SPI-1 e SPI-3, seguida da umidade do solo, no entanto, vale salientar que a correlação da produtividade com precipitação e umidade do solo, que estão em valor absoluto, foram negativas, o que evidencia inconsistência nos dados de produtividade do SIDRA, pois quando ocorreu maior rendimento do sorgo foi também o período de menor

incidência de chuva e consequentemente menor teor de umidade presente no solo e vice-versa (Figura 65 h, j). Já as correlações calculadas com a área colhida obtida pela CONAB foram as que apresentaram as menores correspondências, variando entre muito baixa a baixa (Figura 67 a).

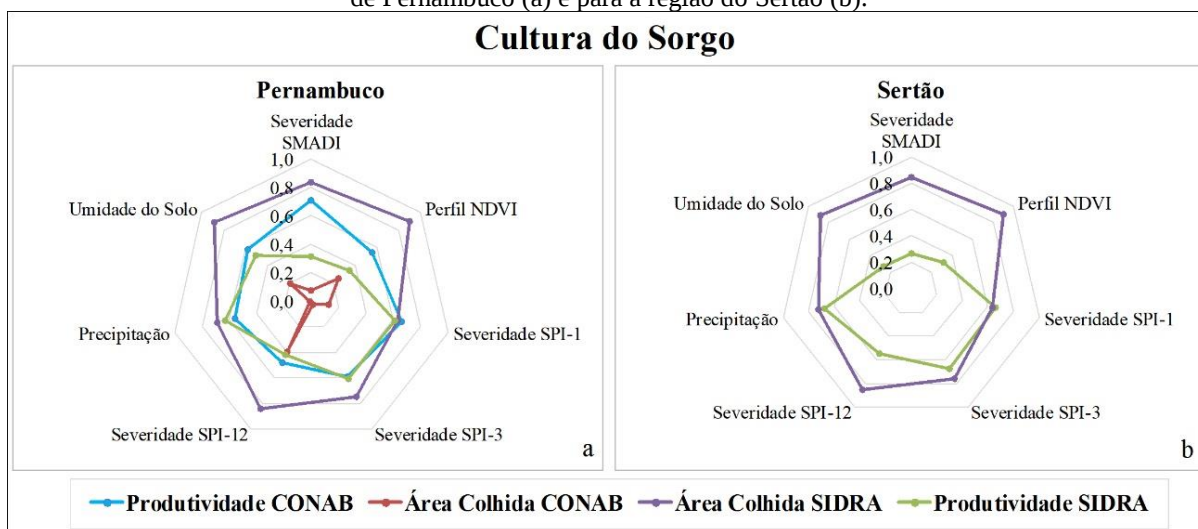
Figura 66 - Área colhida e produtividade da cultura do sorgo obtidos pelo SIDRA para a região do Sertão comparados a severidade do SMADI (a, b), perfil do NDVI (c, d), severidade do SPI-1, 3 e 12 (e, f), Precipitação (g, h) e a umidade do solo do satélite SMOS (i, j), respectivamente.



Fonte: A autora (2019).

Avaliando as correlações de r de Pearson para o Sertão verificou-se que as melhores correlações ocorreram com a área colhida do SIDRA, como já vem sendo relatado nos casos anteriores, variando entre correlação moderada a muito forte, apresentando as melhores respostas estatísticas com o perfil do NDVI, umidade do solo, severidade do SPI-12 e a severidade do SMADI (Figura 67 b). Já com a produtividade do SIDRA para essa região as correlações oscilaram de fraca a moderada, estando melhor correlacionada com a chuva e a severidade do SPI-1 (Figura 67b), no entanto, mais uma vez vale ressaltar que essa correlação com a precipitação foi negativa, indicando que as maiores produtividades ocorreram nos anos de menor precipitação e vice-versa, revelando incoerência nesses dados.

Figura 67 - Correlação de r de Pearson, em módulo, entre a produtividade e área colhida do sorgo fornecidos pelas instituições: CONAB e SIDRA, correlacionados com a severidade do SMADI e do SPI-1, 3, 12, perfil do NDVI e com os parâmetros de precipitação e umidade do solo, analisados para as áreas agropecuárias do Estado de Pernambuco (a) e para a região do Sertão (b).



Uma investigação semelhante foi realizada por Rossato *et al.* (2017), que também encontraram baixos valores de correlação entre produtividade das culturas, obtidos na base do SIDRA, e o teor de água no solo.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Os resultados obtidos na primeira fase do estudo apontaram que os dados de umidade do solo do satélite SMOS apresentaram a mesma tendência dos dados *in situ* e esse comportamento refletiu estatisticamente em valores significativos. Ambas as avaliações por pixel-estação e por áreas apresentaram valores de RMSD em torno da precisão esperada do sensor MIRAS. Semelhante a outros estudos de validação, melhores resultados foram observados na parte semiárida da área de estudo. Em termos gerais, o comportamento da umidade do solo via satélite e *in situ* concordou, apesar da discreta superestimação verificada na avaliação.

Os dados do SMOS exibiram as correlações mais fortes com a rede CEMADEN porque todas as estações estavam localizadas na região semiárida. No entanto, quando considerada apenas as correlações dos dados SMOS com as estações da APAC situadas na região semiárida, essas apresentaram melhores desempenhos estatísticos.

Um aspecto particular deste estudo é a avaliação dos dados do SMOS em termos de média de área por região climática. Os resultados obtidos com a validação dos dados do SMOS e o desempenho coerente que apresentaram na avaliação do impacto da baixa precipitação na umidade do solo no Estado de Pernambuco incentivaram seu uso em outras aplicações como o monitoramento de secas abordado nessa pesquisa.

Os longos períodos de seca que a área em estudo vem sofrendo mostram a necessidade de manter um monitoramento regular das variáveis hidrológicas e climáticas relacionadas a esse fenômeno. Isso pode ser particularmente relevante para o planejamento na agricultura e para apoiar tomadores de decisão e agricultores como a obtenção de índices de seca de curto a médio prazo.

O cálculo de índices de seca obtidos por sensoriamento remoto para monitorar os impactos nos recursos hídricos e na agricultura do Estado de Pernambuco com potencial de se estender para toda a região Nordeste do Brasil foram utilizados nesse estudo, mostrando-se coerentes com outras pesquisas voltadas para o semiárido brasileiro. O índice SMADI obtido para as áreas agrícolas do estado registrou longos períodos consecutivos desse fenômeno, chegando a mais de um ano de duração. O ano hidrológico de 2012 a 2013 foi o que apresentou maior duração desse evento para a região da Mata e Sertão, já para o Agreste o biênio de maior duração foi de 2016 a 2017. No entanto, vale ressaltar que de 2012 a 2017 foram registrados no Estado severidade desse índice variando entre leve a extrema.

A maior frequência de seca registrada pelo SMADI foi para o ano de 2012, das três regiões climáticas trabalhadas a mais afetada por esse fenômeno no período de 2010 a 2017 foi o Agreste pernambucano. No entanto, todas as regiões apresentaram tendência positiva, o que

significa que a frequência de seca aumentou em todas elas no período estudado e sugere uma continuidade para os anos seguintes. Também vale ressaltar que as frequências de seca não se mostraram significativas para a região da Mata quando correlacionadas com a precipitação e umidade do solo, no entanto, para a região semiárida esse desempenho variou de forte a muito forte, estando melhor correlacionada com a frequência de seca registrada no Agreste.

A análise de desempenho do SMADI realizada por meio da correlação r de Pearson em relação a sua percepção de seca referentes aos outros índices agrícolas obtidos por sensoriamento remoto apontou que o VHI foi o índice que melhor se correlacionou com o SMADI na região da Mata e no Sertão, já para o Agreste foi com a severidade do SPI-12, seguido da severidade do SPI-3 e VHI, todos classificados como uma correlação muito forte. Esse resultado expressivo com a severidade do SPI-12 também foi observado na região do Sertão, por ter sido o segundo índice com maior correlação. Fazendo uma avaliação entre todas as regiões verificou-se em sua maioria que o Agreste foi a região que apresentou as maiores correlações com os outros índices trabalhados, quando comparado às demais regiões, seguida do Sertão, que apresentou a melhor correspondência com a umidade do solo.

A avaliação realizada para o núcleo de desertificação Cabrobó apresentou precipitação acima da média apenas para os anos de 2010 e 2011, já para os anos seguintes esse valor ficou abaixo da normal. Essa redução na precipitação pluviométrica nos últimos anos também corrobora com trabalhos realizados na região semiárida e exercem influência direta na umidade do solo. O resultado do índice SMADI evidenciou ainda mais esse comportamento, apontando o ano hidrológico de 2012 a 2013 com o de maior seca consecutiva registrada nesse perímetro com mais de um ano de duração, seguida dos biênios de 2013 a 2014 e de 2016 a 2017. Esse índice ainda destacou que o período de 2012 a 2017 apresentou severidade desse fenômeno variando entre leve a extrema, sendo os anos de 2012, 2013 e 2017 com maior frequência de seca. As avaliações estatísticas do NDVI e temperatura da superfície também sugeriram que esse perímetro apresentou altas temperaturas e consequentemente baixos valores de NDVI durante praticamente todo o período estudado.

Em relação a terceira etapa desse estudo, o qual evidenciou os impactos da seca nas culturas do milho e do sorgo no estado e nas regiões estudadas, o desempenho da severidade do SMADI, do SPI, do perfil do NDVI e dos parâmetros de precipitação e umidade do solo do satélite SMOS revelaram correlações significativas quando correlacionadas com a produtividade do milho pela CONAB variando entre forte a muito forte, se correlacionando melhor com a umidade do solo, seguida da precipitação e da severidade do índice SMADI e do SPI-3, apresentando também mesma tendência dos resultados, ou seja, quando detectada maior

severidade foi também identificada as menores produtividades e vice e versa. Já o desempenho da severidade dos índices e variáveis foi menos expressivo quando correlacionados com a produtividade do sorgo da CONAB, evidenciando sua maior resistência ao estresse hídrico em relação ao milho, as correlações variaram entre moderadas a forte, apresentando melhor desempenho estatístico com a severidade do SMADI.

Já quando as severidades dos índices e resultado dos parâmetros foram relacionadas a produtividade do SIDRA esses na maioria das vezes não apresentaram resultados coerentes, esse fato pode estar relacionado a metodologia adotada, que não leva em consideração o ano safra, mas sim o ano civil. No entanto, quando avaliados com a área colhida essas correlações variaram entre forte a muito forte para o milho e de moderada a forte para o sorgo, assim como encontrado para a produtividade da CONAB.

Tanto para a produtividade quanto para a área colhida do milho pela CONAB e SIDRA, exceto para a produtividade desse segundo, as correlações com a severidade do SMADI foram avaliadas como forte a muito forte, indicando que essa cultura apresentou correlações mais significativas com a severidade do índice SMADI em relação ao sorgo, isso devido o milho apresentar maior sensibilidade ao estresse hídrico. Também se conclui que a severidade do SMADI conseguiu se correlacionar de forma mais significativa com a cultura do sorgo do que esse com os demais índices e variáveis, sendo o SMADI mais sensível para identificar estresse hídrico nessa cultura do que os demais índices utilizados.

As correlações das severidades dos índices, perfil do NDVI e parâmetros, quando correlacionados com os dados de área colhida do milho pelo SIDRA para o Agreste e Sertão apresentaram correspondências entre forte a muito forte, sendo as maiores relações com a severidade do SMADI e a severidade do SPI-12 em ambas as regiões. Já para a área colhida do sorgo no Sertão as correlações entre as variáveis estudadas variaram entre moderada a muito forte.

As correlações mais baixas encontradas nessa avaliação ocorreram com a produtividade do SIDRA, que quando apresentaram correspondência significativa com a precipitação e umidade do solo, essas foram inversamente proporcionais, evidenciando a incoerência dos resultados, esse desempenho foi observado principalmente para o sorgo. As baixas correspondências também foram encontradas para a área colhida do sorgo da CONAB, que variou de muito fraca a fraca.

Os resultados demonstram que o SMADI pode fornecer alertas precoces dos impactos da seca em sistemas agrícolas de sequeiro, já que esse índice fornece um produto a cada oito dias e a região semiárida apresenta maior predominância dessas áreas do que as irrigadas, devido escassez hídrica e falta de investimentos nessa região que garantam maior produtividade

agrícola por meio da irrigação. Os alertas precoces podem sugerir aos agricultores a adoção de culturas mais resistentes as condições de estresse hídrico como, por exemplo, o sorgo.

Os resultados encontrados foram significativos e apresentam alto potencial para sua aplicação em grandes áreas de monitoramento de secas e impactos sobre as culturas agrícolas, já que a área do Nordeste do Brasil é de quase 1 milhão de km². As aplicações dos dados do SMOS e do índice SMADI podem ser estendidas para toda essa região, que foi impactada por um longo período de seca. As características climáticas do estado de Pernambuco são semelhantes às de todo o Nordeste.

5. 1 TRABALHOS FUTUROS

Diante dos resultados encontrados observa-se o potencial dos índices de seca obtidos por sensoriamento remoto, pois esses permitem uma visão holística desse fenômeno principalmente em grandes regiões. O SMADI foi abordado com maior ênfase nessa pesquisa por trazer no seu cálculo os dados de umidade do solo e a resposta atrasada da vegetação. Esse índice desperta a curiosidade na busca por outras formas de avaliar suas potencialidades, que de fato venha a contribuir para o monitoramento da seca e fornecer alertas precoces desses impactos, principalmente na agricultura de sequeiro, que predomina na região semiárida brasileira, com ênfase na agricultura familiar, que são muitas vezes os principais atingidos pelas secas.

Desde julho de 2014 está em vigor o Monitor de secas do Nordeste, que surgiu no contexto da seca prolongada que vem assolando o Nordeste desde 2012 e apresenta um panorama da seca mensal nessa região obtido com base em indicadores meteorológicos, agrícolas e hidrológicos. Então, para verificar o grau de correlação existente entre o índice SMADI e o Monitor de secas do Nordeste, sugere-se aplicar a metodologia desenvolvida por Sánchez *et al.* (2018) que correlacionaram o produto global do SMADI na resolução espacial de 5 km com o monitor de secas dos EUA e encontraram uma correspondência razoável com a extensão temporal e espacial das áreas afetadas, detectando os eventos de seca mais intensos.

Uma outra forma para analisar a capacidade do SMADI em detectar os impactos da seca na agricultura seria avaliá-lo com a produtividade de culturas em uma escala maior, ou seja, mais detalhada, obtida em diferentes regiões climáticas, o que evidenciaria a potencialidade desse índice em identificar os impactos da seca na agricultura familiar, que é cultivada em pequenas áreas. Uma outra maneira de avaliar as potencialidades desse índice seria comparar os impactos da seca em áreas de sequeiro e irrigada, a fim de analisar a sua capacidade em fornecer alertas precoces decorrentes desse fenômeno.

Também sugere-se obter o índice SMADI apenas para as áreas agrícolas com o potencial de aptidão agroclimática da cultura avaliada, como os apresentados no ZAPE para o milho e sorgo no estado de Pernambuco, a fim de avaliar se as correlações encontradas entre a severidade do índice e a produtividade e área colhida da CONAB e SIDRA seriam ainda mais significativas.

Outra proposta seria detectar a diferença de tempo que o resultado de indicação de seca sugerido pelo SMADI é registrado pelo SPI, já que esses possuem uma escala de tempo distinta, sendo o primeiro a cada 8 dias e o segundo um resultado mensal.

Uma outra maneira de potencializar o monitoramento de seca nas regiões semiáridas e que se pretende realizar como trabalho futuro é estimar a seca meteorológica e agrícola para o Estado de Pernambuco a partir de dados de umidade do solo do satélite SMOS, ESA CCI SM e dos produtos do MODIS, assim como, utilizar as Redes Neurais Artificiais (RNAs) para monitoramento de risco climático e previsão de secas no Estado a partir dos dados de sensoriamento remoto e das informações dos índices de secas, e assim, emitir alertas aos órgãos competentes para enfrentamento dos eventos de seca, quando esse houver, auxiliando decisões que possam ser tomadas para que os impactos de tais eventos sejam minimizados, subsidiando o desenvolvimento de estratégias para a mitigação desse fenômeno.

REFERÊNCIAS

- ABBAS, S.; NICHOL, J.E.; QAMER, F.M.; XU, J. Characterization of Drought Development through Remote Sensing: A Case Study in Central Yunnan, China. **Remote Sens.** 2014, 6, 4998-5018, doi:10.3390/rs6064998
- AGENDA 21 - **Conferência das Nações Unidas sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento** (1992: Rio de Janeiro). Brasília: Senado Federal - Subsecretaria de Edições Técnicas, 1992. 585p.
- AL BITAR, A.; LEROUX, D.; KERR, Y.H.; MERLIN, O.; RICHAUME, P.; SAHOO, A.; WOOD, E.F. Evaluation of SMOS Soil Moisture Products Over Continental U.S. Using the SCAN/SNOTEL Network. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 5, p. 1572–1586, maio 2012.
- ALBERGEL, C.; ROSNAY, P. de; GRUHIER, C.; MUÑOZ-SABATER, J.; HASENAUER, S.; ISAKSEN, L.; KERR, Y.; WAGNER, W. Evaluation of remotely sensed and modelled soil moisture products using global ground-based in situ observations. **Remote Sensing of Environment**, v. 118, p. 215–226, 15 mar. 2012.
- ALVALÁ, R. C. S.; CUNHA, A. P. M. A.; BRITO, S. S. B.; SELUCHI, M. E.; MARENGO, J. A.; Moraes, O. L. L.; Carvalho, M. A. Drought monitoring in the Brazilian Semiarid region. **Anais da Academia Brasileira de Ciencias**, 91: e20170209, 2019, doi: 10.1590/0001-3765201720170209.
- ANA. Agência Nacional de Águas (Brasil). **Levantamento da Agricultura Irrigada por Pivôs Centrais no Brasil - 2014: relatório síntese / Agência Nacional de Águas**. Brasília: ANA, 2016. 33 p.: il. ISBN: 978-85-8210-034-9.
- ANA. Agência Nacional de Águas (Brasil). **Atlas irrigação: uso da água na agricultura irrigada**. Agência Nacional de Águas. Brasília: ANA, 2017. 86p. ISBN 978-85-8210-051-6.
- ANA. Agência Nacional de Águas (Brasil). **Relatório de Gestão 2018**. 158p. 2018. Disponível em: < http://www3.ana.gov.br/todos-os-documentos-do-portal/documentos-aud/relatorio-de-gestao-do-exercicio-2013-2018/relatorio_ana_2018_v-enviada_tcu_compressed.pdf>. Acesso em: 04 abr. 2019.
- ANA. Agência Nacional de Águas (Brasil). **Plano Nacional de Segurança Hídrica - PNSH**. Agência Nacional de Águas. Brasília: ANA, 2019. 112p. ISBN: 978-85-8210-059-2.
- ANDERSON, M. C.; ZOLIN, C. A.; SENTELHAS, P. C.; HAIN, C. R.; SEMMENS, K.; TUGRUL, M. Y.; GAO, F.; OTKIN, J. A.; TETRAULT, R. The Evaporative Stress Index as an indicator of agricultural drought in Brazil: An assessment based on crop yield impacts. **Remote Sensing of Environment**, v. 174, p. 82–99, 1 mar. 2016.
- ARAÚJO, D. C. D. S., MONTENEGRO, S. M. G. L., GUSMÃO, A. C. V. E. L.; RODRIGUES, D. F. B. Validation of SMOS-IC Soil Moisture over Brazilian Semiarid Using in situ Measurements. **EPiC Series in Engineering**, 3, 54–45, 2018, doi: 10.29007/19gn

ATZBERGER, C. Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs. **Remote Sens.** 2013, 5, 949-981.

ÁVILA, L. F.; MELLO, C. R. de; SILVA, A. M. da. Continuidade e distribuição espacial da umidade do solo em Bacia Hidrográfica da Serra da Mantiqueira. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.14, p.1257-1266, 2010.

BARBOSA, H. A.; KUMAR, T. V. L.; PAREDES, F.; ELLIOTT, S.; AYUGA, J. G. Assessment of Caatinga response to drought using Meteosat-SEVIRI Normalized Difference Vegetation Index (2008–2016). **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, 148, 2019, 235–252, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2018.12.014

BARROS, A. H. C.; TABOSA, J. N.; AMARAL, J. A. B. do; ANDRADE JÚNIOR, A. S. de; SILVA, A. A. G. da; SANTOS, J. C. P. dos; LACERDA, F. F.; SIMÕES, R. S. **Zoneamento de risco climático para a cultura do milho no Sertão do Estado de Pernambuco**. Embrapa Meio-Norte, 2005.

BARROS, A. H. C.; PARAHYBA, R. da B. V.; TABOSA, J. N.; MARQUES, F. A.; AMARAL, J. A. B.; GOMES, E. C.; OLIVEIRA NETO, M. B. de; SILVA, A. B. da; SANTOS, J. C. P. dos. Potencial Pedoclimático do Estado de Alagoas para a Cultura do Sorgo [*Sorghum bicolor* (L). Moench]. Dados eletrônicos. Rio de Janeiro, RJ: Embrapa Solos. **Boletim de pesquisa e Desenvolvimento**. n. 259, 71p., 2017.

BARROS, A. H. C.; VAREJÃO-SILVA, M. A.; TABOSA, J. N.; SILVA, A. D. da; ARAÚJO FILHO, J. C. de; SANTIAGO, G. A. C. F. Critérios metodológicos e potencial climático do estado de Alagoas para culturas agrícolas nos cenários pluviométricos seco, regular e chuvoso. Dados eletrônicos: Rio de Janeiro: Embrapa Solos, **Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento**. n. 251, 115 p., 2018.

BISCARO, T. S. **Estimativa de precipitação via sensoriamento remoto em micro-ondas na bacia Amazônica**. Dissertação de mestrado em Meteorologia pela Universidade de São Paulo - USP. 134p. 2006.

BITOUN, J.; MIRANDA, L.; SOUZA, M. A. de A.; LYRA, M. R. S. de B.. Região Metropolitana do Recife no Contexto de Pernambuco no Censo 2010. Recife: FASE / **Observatório das Metrôpoles**, 2012. ISBN 978 85 86471 45 2

BORGES, T. K. de S.; MONTENEGRO, A. A. de A.; SANTOS, T. E. M. dos; SILVA, D. D. da; SILVA JUNIOR, V. de P. Influência de práticas conservacionistas na umidade do solo e no cultivo do milho (*Zea mays* L.) em semiárido nordestino. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 6, p. 1862–1873, dez. 2014.

BRITO, S.S.B.; CUNHA, A.P.M.A.; CUNNINGHAM, C.C.; ALVALÁ, R.C.S.; MARENGO, J.A.; CARVALHO M.A. Frequency, duration and severity of drought in the Semiarid Northeast Brazil region. **International Journal of Climatology**, v. 38, n. 2, p. 517–529, 2017.

BURITI, C. de O. e BARBOSA, H. A. **Um século de secas: Por que as políticas hídricas não transformaram o semiárido brasileiro?** Lisboa: Chiado, 432p. 2018.

CAI, X.; PAN, M.; CHANEY, N.W.; COLLIANDER, A.; MISRA, S.; COSH, M.H.; CROW, W.T.; JACKSON, T.J.; WOOD, E.F. Validation of SMAP soil moisture for the SMAPVEX15 field campaign using a hyper-resolution model. **Water Resour. Res.** 2017, 53, 3013–3028, doi:10.1002/2016WR019967.

CAMARGO, A. P.; SENTELHAS, P. C. Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração potencial no Estado de São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 5, n. 1, p. 89-97, 1997.

CARVALHO, A. A. de; MONTENEGRO, A. A. de A.; ASSIS, F. M. V. de; TABOSA, J. N.; CAVALCANTI, R. Q.; ALMEIDA, T. A. B. Spatial dependence of attributes of rainfed maize under distinct soil cover conditions. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 23, n. 1, p. 33–39, jan. 2019.

CESBIO. **Center for the Study of the Biosphere from Space (CESBIO)**. Disponível em: <http://www.cesbio.ups-tlse.fr/SMOS_blog/> Acesso em: 4 jan. 2016.

CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ESTRATÉGICOS. **Desertificação, degradação da terra e secas no Brasil**, Brasília-DF, 252 p., 2016.

CEPED-UFSC. Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres - Universidade Federal de Santa Catarina. **Atlas brasileiro de desastres naturais: 1991 a 2012**. 2. ed. rev. ampl. Volume Pernambuco. Florianópolis: CEPED UFSC, 2013. 130 p.

CEPED-UFSC. Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres - Universidade Federal de Santa Catarina. **Relatório de danos materiais e prejuízos decorrentes de desastres naturais no Brasil: 1995 – 2014**. Banco Mundial [Organização Rafael Schadeck] - Florianópolis: CEPED UFSC, 2016. 230 p.

CHAKRABARTI, S.; BONGIOVANNI, T.; JUDGE, J.; ZOTARELLI, L.; BAYER, C. Assimilation of SMOS soil moisture for quantifying drought impacts on crop yield in agricultural regions. **IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.** 2014, 7, 3867–3879.

CHAN, S.K.; BINDLISH, R.; O'NEILL, P.; JACKSON, T.; NJOKU, E.; DUNBAR, S.; CHAUBELL, J.; PIEPMEIER, J.; YUEH, S.; ENTEKHABI, D.; et al. Development and assessment of the SMAP enhanced passive soil moisture product. *Remote Sens. Environ.* 2018, 204, 931–941, doi:10.1016/j.rse.2017.08.025.

CHEN, J.; JONSSON, P.; TAMURA, M.; GU, Z.; MATSUSHITA, B.; EKLUNDH, E. A simple method for reconstructing a high quality NDVI time series data set based on the Savitzky-Golay filter. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, 2004. 332-344.

CHEN, H.; WU, W.; LIU, H.B. Comparison of spatial interpolation methods for soil moisture and its application for monitoring drought. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 189, n. 10, p. 525, 26 out. 2017.

CIRILO, J. A. (2015). Crise hídrica: desafios e superação. **Revista USP**, (106), 45, doi: 10.11606/issn.2316-9036.v0i106p45-58.

CIRILO, J. A.; Montenegro, S. M. G. L.; Campos, J. N. B. (2017). The Issue of Water in the Brazilian Semi-Arid Region. **Waters of Brazil**, 59–71p, doi: 10.1007/978-3-319-41372-3_5.

CONAB. **Acompanhamento da Safra Brasileira**. Disponível em: < <https://www.conab.gov.br/index.php/info-agro/safras>>. Acesso em: 4 mar. 2019.

CONAB. **Monitoramento Agrícola**. Disponível em: < <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/monitoramento-agricola>>. Acesso em: 4 mar. 2019.

CONDEPE/FIDEM. **Bacia Hidrográfica do Rio Una, GL4 e GL5**. Série Bacias Hidrográficas de Pernambuco. v. 3, 27-35. 2006.

CONG, D.; ZHAO, S.; CHEN, C.; DUAN, Z. Characterization of droughts during 2001–2014 based on remote sensing: A case study of Northeast China. **Ecological Informatics**, v. 39, 56–67, 1 maio 2017.

CROW, W.T.; BERG, A.A.; COSH, M.H.; LOEW, A.; MOHANTY, B.P.; PANCIERA, R.; de ROSNAY, P.; RYU, D.; WALKER, J.P. Upscaling sparse ground-based soil moisture observations for the validation of coarse-resolution satellite soil moisture products. **Rev. Geophys.** 2012, 50, 1–20, doi:10.1029/2011RG000372.

CUI, C.; XU, J.; ZENG, J.; CHEN, K.S.; BAI, X.; LU, H.; CHEN, Q.; ZHAO, T. Soil moisture mapping from satellites: An intercomparison of SMAP, SMOS, FY3B, AMSR2, and ESA CCI over two dense network regions at different spatial scales. **Remote Sens.** 2018, 10, 33, doi: 10.3390/rs10010033

CUNHA, A.P.M.A.; BRITO, S.S.B.; ALVALÁ, R.C.S.; CARVALHO, M.A.; ZERI, M.; VIEIRA, R.M.S.P.; ROSSATO, L.; MACIEL, A.P.R.; ANDRADE, E.S. Avaliação de indicador para o monitoramento dos impactos da seca em áreas de pastagens no semiárido do Brasil. **Revista Brasileira de Cartografia**, 2017, 69, 89–106.

DE JEU, R. A. M. **Retrieval of land surface parameters using passive microwave remote sensing**. Thesis. Vrije Universiteit Amsterdam, 2003.

DELTA-T DEVICES LTD. **Manual Version: PR2-UM-3.0**, Jan 2008.

D'ODORICO, P.; CARR, J. A.; LAIO, F.; RIDOLFI, L.; VANDONI, S. Feeding humanity through global food trade. **Earth's Future**, v. 2, n. 9, p. 458–469, 1 set. 2014.

EKLUNDH L, JÖNSSON P. **TIMESAT 3.1 software manual**. Lund University, Lund. 2012.

ELIAS, O. F. A. e S.; LEITE, M. L. D. M. V.; AZEVEDO, J. M.; SILVA, J. P. S. de S.; NASCIMENTO, G. F. do; SIMPLÍCIO, J. B. Características agronômicas de cultivares de sorgo em sistema de plantio direto no semiárido de Pernambuco. **Revista Ciência Agrícola**, v. 14, n. 1, p. 29–36, 7 fev. 2016.

EMBRAPA. **Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco (ZAPE)**. Recife Embrapa Solos – Unidade de Execução de Pesquisa e Desenvolvimento – UPE Recife; Governo do Estado de Pernambuco, 2006.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2. ed. – Rio de Janeiro: EMBRAPA-SPI, 2006. 306 p. ISBN 85-85864-19-2

EMBRAPA. Levantamento de reconhecimento de baixa e média intensidade dos solos do Estado de Pernambuco. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, **Boletim de Pesquisa**. n.11, 382p. 2000.

ESCORIHUELA, M.J.; CHANZY, A.; WIGNERON, J.P.; KERR, Y.H. Effective soil moisture sampling depth of L-band radiometry: A case study. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 5, p. 995–1001, 17 maio 2010.

EZZINE, H.; BOUZIANE, A.; OUAZAR, D. Seasonal comparisons of meteorological and agricultural drought indices in Morocco using open short time-series data. **Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.** 2014, 26, 36–48.

FAO/IAEA – Food and Agriculture Organization/ International Atomic Energy Agency. 2003. **Comparison of soil moisture sensors between neutron probe, time do main reflectometry and capacitance probe**. Report IAEA-311-CT00028, Viena, 14 p.

FAO. Food and Agriculture Organization. **The impact of disasters and crises on agriculture and food security 2017**. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, 2018.

FARIA, S. M.; ASSUNÇÃO, H. F. da. Estimativa dos índices de seca SDI, Z de Palmer e PDSI: avaliação de seus efeitos sobre a produção agrícola no município de Jataí-GO. In: V Congresso de Pesquisa, Ensino e Extensão - UFG, 2008, Samambaia, **Anais [...]**. Samambaia - GO, 2008. P. 5095- 5112.

FERNANDES, D.S.; HEINEMANN, A. B.; PAZ, R. L. da; AMORIM, A. de O.; CARDOSO, A. S.. **Índices para a quantificação da seca**. Santo Antônio de Goiás: Embrapa Arroz e Feijão, 2009. 45p. (Embrapa Arroz e Feijão. Documentos, 244).

FERNANDES, P. J. F.; VICENS, R. S.; FURTADO, F. L. de A. Comparação de algoritmos de filtragem em séries temporais de NDVI/MODIS. *Rev. Bras. de Cartografia*, v. 70, n. 3, julho/setembro, 2018. pp. 867-905, doi: 10.14393/rbcv70n3-45705

FERNÁNDEZ, J. M.; GONZÁLEZ-ZAMORA, A.; SÁNCHEZ, N.; GUMUZZIO, A.; JIMÉNEZ, C. M. H.. Satellite soil moisture for agricultural drought monitoring: Assessment of the SMOS derived Soil Water Deficit Index. **Remote Sensing of Environment**. 177 (2016) 277–286. doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.064

FORMAGGIO, A. R. SANCHES, I. D.'A. **Sensoriamento remoto em agricultura**. São Paulo: Oficina de Textos, 2017.

GAO, B. NDWI-A Normalized Difference Water Index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**. 1996, 58, 257–266.

GIAROLLA, A; SANO, E. E. **Estimativa remota de umidade superficial de solos do cerrado: possibilidades e futuro**. Brasília: EMBRAPA, 2006.

GONZÁLEZ-ZAMORA, A.; SÁNCHEZ, N.; MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J.; GUMUZZIO, A.; PILES, M.; OLMEDO, E. Long-term SMOS soil moisture products: A comprehensive evaluation across scales and methods in the Duero Basin (Spain). **Physics and Chemistry of the Earth**, 2015, 83–84, 123–136, doi:10.1016/j.pce.2015.05.009.

GONZÁLEZ-ZAMORA, A. G.; SÁNCHEZ, N.; GUMUZZIO, A.; PILES, M.; OLMEDO, E.; MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J.. Validation of SMOS L2 and L3 soil moisture products over the Duero basin at different spatial scales. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. XL-7/W3, 2015, 36th International Symposium on Remote Sensing of Environment, 11–15 May 2015, Berlin, Germany; doi:10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-1183-2015

GUTTMAN NB. 1999. Accepting the standardized precipitation index: a calculation algorithm. **Journal of the American Water Resources Association**, 35: 311–322.

HE, L.; CHEN, J.M.; CHEN, K.S. Simulation and SMAP Observation of Sun-Glint Over the Land Surface at the L-Band. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 55, n. 5, p. 2589–2604, maio 2017.

IBGE. **Mapa de vegetação do Brasil**. Rio de Janeiro, 2004.

IBGE. **Produção Agrícola Municipal: PAM 2017**. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/pam/tabelas>>. Acesso: 4 mar. 2019.

IBGE. **Conceitos e Métodos dos Metadados: Produção Agrícola Municipal (PAM, 2017)**. Disponível em: <<https://metadados.ibge.gov.br/consulta/estatisticos/operacoes-estatisticas/PA>>. Acesso: 4 mar. 2019.

INGC - Instituto Nacional de Gestão De Calamidades. **Atlas para preparação e resposta contra desastres na Bacia do Limpopo**. Cidade do Cabo, 2003. 99 p.

Inocêncio, T. de M., Ribeiro Neto, A.; Souza, A. G. S. S. Umidade do solo obtida por sensoriamento remoto para análise de eventos de seca. **R. Bras. Eng. Agríc. Ambiental**, 2019 (em análise para publicação).

INPE. Melhorias no mapeamento do uso da terra da região Nordeste do Brasil para utilização em modelos meteorológicos e hidrológicos. **Relatório Técnico**, INPE. 2006.

INSA. Instituto nacional do Semiárido publica mapas dos núcleos de desertificação do semiárido. 2014. Disponível em: <<https://portal.insa.gov.br/noticias/740-insa-publica-mapas-dos-nucleos-de-desertificacao-do-semiarido>>. Acesso em: 19 mar. 2019.

IPCC. Climate Change and Water. **Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability**. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the

Intergovernmental Panel on Climate Change, M.L. Parry, O.F. Canziani, J.P. Palutikof, P.J. VAN DER LINDEN and C.E. HANSON, Eds., Cambridge University Press, Cambridge, UK, 976p, 2007.

IPCC. Climate Change and Water. **Technical Paper of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Geneva, Switzerland, 2008.

IPCC. Climate Change and Water. **Special Report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems (SR2)**. Dublin, February 2017.

JACKSON, T.J.; COSH, M.H.; ZHAN, X.; BOSCH, D.D.; SEYFRIED, M.S.; STARKS, P.J.; KEEFER, T.; LAKSHMI, V. Validation of AMSR-E Soil Moisture Products Using Watershed Networks. 2006. IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing. **Anais [...]**. IEEE, jul. 2006.

JACKSON, T.J., COSH, M.H., BINDLISH, R., STARKS, P.J., BOSCH, D.D., SEYFRIED, M., GOODRICH, D.C., MORAN, M.S., DU, J., 2010. Validation of advanced microwave scanning radiometer soil moisture products. **IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.** 48, 4256–4272, 2010, doi: 10.1109/TGRS.2010.2051035.

JACKSON, T. J., BINDLISH, R., COSH, M. H., ZHAO, T. J., STARKS, P. J., BOSCH, D. D., ... LEROUX, D. Validation of soil moisture and ocean salinity (SMOS) soil moisture over watershed networks in the U.S. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 50, 1530–1543, 2012, doi: 10.1109/TGRS.2011.2168533.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**: uma perspectiva em recursos terrestres. John R. Jensen; tradução: José Carlos Neves Epiphanyo, *et al.* São José dos Campos - SP: Parêntese, 2009.

JL, L.; PETERS, A.P. Assessing vegetation response to drought in the northern Great Plains using vegetation and drought indices. **Remote Sensing of Environment**. 2003, 87, 85–98.

KANE, R. P. Prediction of droughts in Northeast Brazil: Role of ENSO and use of periodicities. **Int J Climatol**. 17: 655-665. 1997.

KERR, Y. H., WALDTEUFEL, P., WIGNERON, J.-P., MARTINUZZI, J., FONT, J., & BERGER, M. Soil moisture retrieval from space: the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.39, n.8, 1729–1735, 2001, doi: 10.1109/36.942551

KERR, Y.H. Soil moisture from space: Where are we? **Hydrogeol. J.**, 2007, 15, 117–120, doi:10.1007/s10040-006-0095-3.

KERR, Y.; WALDTEUFEL, P.; WIGNERON, J.P.; DELWART, S.; CABOT, F.; BOUTIN, J.; ESCORIHUELA, M.J.; FONT, J.; REUL, N.; GRUHIER, C.; et al. The SMOS mission: New tool for monitoring key elements of the global water cycle. **Proc. IEEE**, 2010, 98, 666–687, doi:10.1109/JPROC.2010.2043032.

KERR, Y. H.; WALDTEUFEL, P.; RICHAUME, P.; WIGNERON, J. P.; FERRAZZOLI, P.; MAHMOODI, A.; AL BITAR, A.; Cabot, F.; GRUHIER, C.; JUGLEA, S. E., Leroux, D.; MIALON, A., DELWART, S.. 2012. The SMOS soil moisture retrieval algorithm. **IEEE transactions of geoscience and remote sensing**, 50: 1384–1403.

KERR, Y.H.; AL-YAARI, A.; RODRIGUEZ-FERNANDEZ, N.; PARRENS, M.; MOLERO, B.; LEROUXC, D.; BIRCHER, S.; MAHMOODI, A.; MIALONA, A.; RICHAUME, P.; et al. Overview of SMOS performance in terms of global soil moisture monitoring after six years in operation. **Remote Sensing of Environment**, v. 180, p. 40–63, 1 jul. 2016.

LACAVA, T.; MATGEN, P.; BROCCA, L.; BITTELLI, M.; PERGOLA, N.; MORAMARCO, T.; TRAMUTOLI, V. A First Assessment of the SMOS Soil Moisture Product With In Situ and Modeled Data in Italy and Luxembourg. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 5, p. 1612–1622, maio 2012.

LANDAU, E. C.; SANTOS, G. M. dos; MARTINS NETTO, D. A. Aumento potencial do plantio de sorgo granífero no Brasil considerando o zoneamento de risco climático. Sete Lagoas: Embrapa Milho e Sorgo. **Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento**. n.76, 32 p., 2013.

LIU, W.T.H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. 2ªed. (livro digital). Oficina de Textos, 2015.

LIU, L.; LIAO, J.; CHEN, X.; ZHOU, G.; SU, Y.; XIANG, Z.; WANG, Z.; LIU, X.; LI, Y.; WU, J.; et al. The Microwave Temperature Vegetation Drought Index (MTVDI) based on AMSR-E brightness temperatures for long-term drought assessment across China (2003–2010). **Remote Sens. Environ.** 199, 302–320, 2017. doi:10.1016/j.rse.2017.07.012.

LIMA, J.E.F.W.; SILVA, E. M. da; KOIDE, S.; SANTOS, R, M. Avaliação do Desempenho de Sonda de Capacitância no Monitoramento da Umidade de Latossolos do Cerrado em Condições de Campo. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 17, n.1 - Jan/Mar 2012, 23-32. 2012.

LOEW, A.; SCHLENZ, F. A dynamic approach for evaluating coarse scale satellite soil moisture products. **Hydrol. Earth Syst. Sci.** 2011, 15, 75–90, doi:10.5194/hess-15-75-2011.

LOUVET, S.; PELLARIN, T.; AL BITAR, A.; CAPPELAERE, B.; GALLE, S.; GRIPPA, M.; GRUHIER, C.; KERR, Y.; LEBEL, T.; MIALON, A.; et al. SMOS soil moisture product evaluation over West-Africa from local to regional scale. **Remote Sens. Environ.** 2015, 156, 383–394, doi:10.1016/j.rse.2014.10.005.

MALBÉTEAU, Y.; MERLIN, O.; MOLERO, B.; RÜDIGER, C.; BACON, S. DisPATCH as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements: Application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 45, 221–234, 2016.

MARENGO, J. A. **Mudanças Climáticas Globais e seus Efeitos sobre a Biodiversidade: caracterização do clima atual e definição das alterações climáticas para o território brasileiro ao longo do século XXI**. 2 ed. Brasília - DF: MMA, 2006. 212 p.

MARENGO, J. A. Vulnerabilidade, impactos e adaptação à mudança do clima no semi-árido do Brasil. **Parcerias Estratégicas**, v. 13, n. 27, p. 149–176, 2008.

MARENGO, J.A.; TORRES, R.R.; Alves, L.M. Drought in Northeast Brazil—Past, present, and future. **Theor. Appl. Clim.** 2017, 129, 1189–1200, doi:10.1007/s00704-016-1840-8.

MARENGO, J.A.; ALVES, L.M.; ALVALÁ, R.C.S.; CUNHA, A.P.M.A.; BRITO, S.; MORAES, O.L.L. Climatic characteristics of the 2010–2016 drought in the semiarid Northeast Brazil region. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, 2017. doi: 10.1590/0001-3765201720170206

MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J.; GONZÁLEZ-ZAMORA, A.; SÁNCHEZ, N.; GUMUZZIO, A.; JIMÉNEZ, C.M.H. Satellite soil moisture for agricultural drought monitoring: Assessment of the SMOS derived Soil Water Deficit Index. **Remote Sens. Environ.** 2016, 177, 277–286, doi:10.1016/j.rse.2016.02.064.

MATHERON, G. **Le krigeage universel. Technical Report 1**, Paris School of Mines.Cah. Cent. Morphol. Math., Fontainebleau. 1969.

MCKEE, T. B., DOESKEN, N. J. e KLEIST, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales, In: **Eighth Conference on Applied Clomatology**, Anaheim, California, 1993.

MCTIC. Sistema de Alerta Precoce a Seca – SAP. **Componente uso e cobertura da terra Pernambuco – PE**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2012.

MERLIN, O.; RÜDIGER, C.; AL BITAR, A.; RICHAUME, P.; WALKER, J.P.; KERR, Y.H. Disaggregation of SMOS Soil Moisture in Southeastern Australia. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 5, p. 1556–1571, maio 2012.

MIALON, A.; RICHAUME, P.; LEROUX, D.; BIRCHER, S.; AL BITAR, A.; PELLARIN, T.; WIGNERON, J. P.; KERR, Y. H.. Comparison of dobson and mironov dielectric models in the SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 53, n. 6, June 2015; doi: 10.1109/TGRS.2014.2368585.

MMA. Ministério do Meio Ambiente. **Convenção das Nações Unidas de Combate à Desertificação**. Secretaria de Recursos Hídricos. Brasília – DF, 2006. 171p.

MMA. Ministério do Meio Ambiente. **Inter-Relações entre Biodiversidade e Mudanças Climáticas**. 2007. Tradução: Ana Lúcia Lemos de Sá. Brasília - DF: MMA, 2007. 219 p. Série Biodiversidade 28.

MMA. Ministério Meio Ambiente. **PROBIO- Programa de Conservação e utilização sustentável da diversidade biológica brasileira**. Subprojetos, Cerrado, Amazônia e Caatinga, 2007. Disponível em: < <http://mapas.mma.gov.br/mapas/aplic/probio/datadownload.htm>>. Acesso em: 18 fev. 2019.

MOLERO, B.; MERLINA, O.; MALBÉTEAUA, Y.; AL BITAR, A.; CABOT, F.; STEFAN, V.; KERR, Y.; BACONA, S.; COSH, M. H.; BINDLISH, R.; JACKSON, T. J.. SMOS

disaggregated soil moisture product at 1 km resolution: Processor overview and first validation results. **Remote Sensing of Environment**, v. 180, 2016, 361–376; doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.045

MONTENEGRO, S. G. L., SILVA JUNIOR, J. G., MONTENEGRO, A. A. A., CARVALHO, J. F., & ALBUQUERQUE FULHO, J. A. C. Experimentação e modelagem do avanço de saís no perfil do solo em área cultivada com repolho sob alternativas de manejo de irrigação, no semiárido de Pernambuco. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v.8, n.1, 148–155, 2013, doi: 10.5039/agraria.v8i1a1391.

MONTENEGRO, S. G., MONTENEGRO, A., & RAGAB, R. (2010). Improving agricultural water management in the semi-arid region of Brazil: experimental and modelling study. **Irrigation Science**, v.28, n.4, 301–316, 2010, doi: 10.1007/s00271-009-0191-y.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 2 ed. São José dos Campos, 2003. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). 208p. 2003.

NIEVINSKI, F. G.; SOUZA, S. F. de. **Demonstração de processamento interferométrico de imagens de radar de abertura sintética, utilizando programas e dados disponíveis gratuitamente**. In: VII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2005, Goiânia, Brasil, **Anais [...]**. Goiânia, 2005. 4429- 4436.

NJOKU, E. G.; ENTEKHABI, D. Passive microwave remote sensing of the soil moisture. **Journal of Hydrology**, 184:101-129, 1996.

NJOKU, E.G.; JACKSON, T.J.; LAKSHMI, V.; CHAN, T.K.; NGHIEM, S.V. Soil moisture retrieval from AMSR-E. **IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.** 2003, 41, 215–229, doi:10.1109/TGRS.2002.808243

NÚÑEZ COBO, J.; VERBIST, K. **Atlas de sequías de América Latina y el Caribe - UNESCO Digital Library**. 1. ed. UNESCO y CAZALAC, 2018.

OCHSNER, T.E.; COSH, M.H.; CUENCA, R.H.; DORIGO, W.A.; DRAPER, C.S.; HAGIMOTO, Y.; KERR, Y.H.; LARSON, K.M.; NJOKU, E.G.; SMALL, E.E.; et al. State of the art in large-scale soil moisture monitoring. **Soil Sci. Soc. Am. J.** 2013, 77, 1888–1919, doi:10.2136/sssaj2013.03.0093.

ORSI, R. N. **Análise da capacidade cognitiva humana por meio do processamento de sinais pupilares em testes visuais**. 2018. 154 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Centro Universitário FEI, São Bernardo do Campo, 2018.

ORTEGA-GAUCIN, D. Sequía en Nuevo León: vulnerabilidad, impactos y estrategias de mitigación. Instituto del Agua del Estado de Nuevo León. Apodaca, N.L. 222 p. 2012

PABLOS, M.; MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J.; SÁNCHEZ, N.; GONZÁLEZ-ZAMORA, Á. Temporal and Spatial Comparison of Agricultural Drought Indices from Moderate Resolution Satellite Soil Moisture Data over Northwest Spain. **Remote Sens.** 2017, 9, 1168.

PALMER, W.C. **Meteorological drought**. US Weather Bureau Res. Nº 45. Washington, 58p. 1965.

PANCIERA, R.; WALKER, J.P.; JACKSON, T.J.; RYU, D.; GRAY, D.; MONERRIS, A.; YARDLEY, H.; TANASE, M.; RÜDIGER, C.; WU, X.; et al. The Soil Moisture Active Passive Experiments (SMAPEX): Towards Soil Moisture Retrieval from the SMAP Mission. **IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.** 2014, 52, 490–507, doi:10.1109/TGRS.2013.2241774.

PAREDES-TREJO, F.; BARBOSA, H. Evaluation of the SMOS-Derived Soil Water Deficit Index as Agricultural Drought Index in Northeast of Brazil. **Water**, 2017, 9, 377, doi: 10.3390/w9060377

PEREIRA, G. R.; OLIVEIRA, V. H. De; ESCADA, P. S.; SEGUNDO, F. F. **Vulnerabilidade e Adaptação à Seca nos Sertões Brasileiros**. 2015. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Disponível em: <http://plutao.sid.inpe.br/col/urlib.net/www/2017/12.05.16.49.44/doc/Vulnerabilidade_e_Adaptacao_a_Seca_nos_S.pdf>. Acesso em: 20 nov. 2019.

PEREIRA, L.S., PAULO, A.A. **Avanços na gestão do risco em secas. In: Recursos Hídricos para a Convivência com o Semiárido**. Galvão, C.O., Cirilo, J.A., Cabral, J.J.S.P., Medeiro, M.G.A. (Org.). ABRH/Editora Universitária UFPE, Porto Alegre, Brasil, p. 515-541, 2011.

Pernambuco. **Divisão geopolítica**. Disponível em: <<http://www.bde.pe.gov.br/EstruturacaoGeral/mesorregioes.aspx>>. Acesso em: 28 fev. 2017.

PERRY, M. A.; NIEMANN, J. D. Generation of soil moisture patterns at the catchment scale by EOF interpolation. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 12, n. 1, p. 39–53, 23 jan. 2008.

PETROPOULOS, G.P.; MCCALMONT, J.P. An Operational In Situ Soil Moisture & Soil Temperature Monitoring Network for West Wales, UK: The WSMN Network. **Sensors**, 2017, 17, 1481, doi:10.3390/s17071481.

PETROPOULOS, G.P.; SRIVASTAVA, P.K.; PILES, M.; PEARSON, S. Earth observation-based operational estimation of soil moisture and evapotranspiration for agricultural crops in support of sustainable water management. **Sustainability**, 2018, 10, 181, doi:10.3390/su10010181.

PILES, M.; SÁNCHEZ, N.; VALL-LLOSSERA, M.; CAMPS, A.; MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J.; MARTÍNEZ, J.; GONZÁLEZ-GAMBAU, V. A downscaling approach for SMOS land observations: Evaluation of high resolution soil moisture maps over the Iberian Peninsula. **IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.** 2014, 7, 3845–3857.

Portal Ponto Ciência. Disponível em <<http://objetoseducacionais2.mec.gov.br/handle/mec/23242>>. Acesso em: 10 abr. 2017.

QUIRING SM. 2009. Developing objective operational definitions for monitoring drought. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, 48: 1217–1229.

RADAMBRASIL. Brasil, Ministério das Minas e Energia. **Levantamento de Recursos**

Naturais, v. 1-34, Rio de Janeiro, 1974-1986.

RIBEIRO NETO, A., SCOTT, C. A., LIMA, E. A., MONTENEGRO, S. M. G. L., and CIRILO, J. A.: Infrastructure sufficiency in meeting water demand under climate-induced socio-hydrological transition in the urbanizing Capibaribe River basin. **Brazil, Hydrol. Earth Syst. Sci.**, 18, 3449-3459, 2014, doi: 10.5194/hess-18-3449-2014.

RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ, N.; AL BITAR, A.; COLLIANDER, A.; ZHAO, T. Soil Moisture Remote Sensing across Scales. **Remote Sens.** 2019, 11, 190, doi: 10.3390/rs11020190

ROSSATO, L. **Estimativa da umidade superficial do solo a partir de sensoriamento remoto por microondas passiva sobre a América do Sul**. 2010. 179f. Tese (Doutorado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010.

ROSSATO, L.; de J., R.; ALVALÁ, R. C. dos S.; SOUZA, S.. Evaluation of soil moisture from satellite observations over South America. **International Journal of Remote Sensing**, December 2011, v.32, n.23, p.8013-8031, doi: 10.1080/01431161.2010.532169

ROSSATO, L. e ANGELIS, C. F. Avaliação da umidade do solo em áreas densamente vegetadas sobre o Brasil, utilizando observações do sensor MIRAS/SMOS. In: XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2013, Foz do Iguaçu, **Anais [...]**. Foz do Iguaçu -PR, 2013. P. 9248- 9255.

ROSSATO, L.; ALVALÁ, R.C.S.; MARENGO, J.A.; ZERI, M.; CUNHA, A.P.M.A.; PIRES, L.B.M.; BARBOSA, H.A. Impact of soil moisture on crop yields over Brazilian semiarid. **Front. Environ. Sci.** 2017, 5, 1–16, doi:10.3389/fenvs.2017.00073.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SHELL, J.A.; DEERING, D.W.; HARLAN, J.C. **Monitoring the Vernal Advancement of Retrogradation of Natural Vegetation**; Final Report, Type III; NASA/GSFC: Greenbelt, MD, USA, 1974; p. 371.

SÁ, I. B.; SÁ, I. D. S.; SILVA, A. D. S. Desertificação na região de Cabrobó-PE: a realidade vista do espaço. In: Embrapa Semiárido – Artigo em anais de congresso (ALICE). In: Simpósio Regional de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto, 3. Aracaju, **Anais [...]**. Aracaju: Embrapa Tabuleiros Costeiros. 2006.

SÁNCHEZ, N.; MARTINEZ-FERNANDEZ, J.; SCAINI, A.; PEREZ-GUTIERREZ, C. Validation of the SMOS L2 soil moisture data in the REMEDHUS Network (Spain). **IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.** v.50, 1602–1611, 2012. doi:10.1109/TGRS.2012.2186971.

SÁNCHEZ, N.; GONZÁLEZ-ZAMORA, A.; PILES, M.; MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J.. A New Soil Moisture Agricultural Drought Index (SMADI) Integrating MODIS and SMOS Products: A Case of Study over the Iberian Peninsula. **Remote Sensing of Environment**. 2016, 8, 287; doi:10.3390/rs8040287

SÁNCHEZ, N., MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J., GONZÁLEZ-ZAMORA, A., 2016. A combined approach with SMOS and MODIS to monitor agricultural drought. **Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.** XLI-B8, 2016, 393–398. <http://dx.doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B8-393-2016>.

SÁNCHEZ, N.; GONZÁLEZ-ZAMORA, A.; MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J.; PILES, M.; PABLOS, M. Integrated remote sensing approach to global agricultural drought monitoring. **Agricultural and Forest Meteorology** 259, 2018, 141–153, doi: 10.1016/j.agrformet.2018.04.022

SÁNCHEZ-RUIZ, S.; PILES, M.; SÁNCHEZ, N.; MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J.; VALL-LLOSSERA, M.; CAMPS, A. Combining SMOS with visible and near/shortwave/thermal infrared satellite data for high resolution soil moisture estimates. **J. Hydrol.** 2014, 516, 273–283.

SANTIAGO, F. D. S.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; PINHEIRO, M. R. D. A. (2018). Índice de qualidade do solo em cultivo agroecológico e convencional no semiárido potiguar, Brasil. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, v.13, n.1, 97. 2018. <https://doi.org/10.18378/rvads.v13i1.5333>

SANTOS, C. A. C dos.; WANDERLEY, R. L. N.; ARAÚJO, A.L.; BEZERRA, B. G.. Obtenção do saldo de radiação em áreas de pastagem e floresta na Amazônia (estação seca) através do sensor MODIS. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.29, n.3, 420 - 432, 2014. <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620130591>

SAUSEN, T. M. e LACRUZ, M. S. P. **Sensoriamento Remoto para desastres**. São Paulo: Oficina de Textos, 2015.

SCAINI A.; SÁNCHEZ, N.; VICENTE-SERRANO, S. M.; MARTINEZ-FERNANDEZ, J.. A comparative analysis: SMOS-derived Soil Moisture and drought indices: a comparative analysis using in situ measurements. **Hydrol. Process.** 29, 373–383 (2015).

SHAO, Y.; LUNETTA, R. S.; WHEELER, B.; IIAMES, J. S.; CAMPBELL, J. B. An evaluation of time-series smoothing algorithms for land-cover classifications using MODIS-NDVI multi-temporal data. **Remote Sensing of Environment**, v. 174, 2016. pp. 258-265.

SHELLITO, P.J.; SMALL, E.E.; COLLIANDER, A.; BINDLISH, R.; COSH, M.H.; BERG, A.A.; BOSCH, D.D.; CALDWELL, T.G.; GOODRICH, D.C.; MCNAIRN, H.; et al. SMAP soil moisture drying more rapid than observed in situ following rainfall events. **Geophys. Res. Lett.** 2016, 43, 8068–8075, doi:10.1002/2016GL069946.

SHIMAKURA, S.E. (2006) Interpretação do coeficiente de correlação. Disponível em: <<http://leg.ufpr.br/~shimakur/CE003/node74.html>>. Acesso em: 20 fev. 2017.

SILVA, F. J. B. C. da; AZEVEDO, J. R. de. **Análise de consistência de séries pluviométricas: estudo de caso na Bacia do Rio Brígida – PE**. (SBRH, Ed.)XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, **Anais [...]**. Florianópolis: 2017. Disponível em: <http://evoluedoc.com.br/xxiisbrh/detalhes-60_analise-de-consistencia-de-series-pluviometricas-estudo-de-caso-na-bacia-do-rio-brigida-pe>.

SILVA, F. B. R.; SANTOS, J. C. P.; SILVA, A. B.; CAVALCANTI, A. C.; SILVA, F. H. B. B.; BURGOS, N.; PARAHYBA, R. B. V.; OLIVEIRA NETO, M. B.; SOUSA NETO, N. C.; ARAÚJO FILHO, J. C.; LOPES, O. F.; LUZ, L. R. P. P.; LEITE, A. P.; SOUZA, L. G. M. C.; SILVA, C. P.; VAREJÃO-SILVA, M. A.; BARROS, A. H. C. **Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco**. Recife, PE: Embrapa Solos – UEP. Recife, 2001. 1 CD ROM. (Embrapa Solos. Documentos, 35).

SILVA, J. M. T. **Estudo da viabilidade do uso de dados do sensor AMSR-E para detecção da umidade do solo**. 2011. 113f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2011.

SILVA, R. R. da; CANDEIAS, A. L. B.; ARAÚJO FILHO, J. C. de. Metodologia para o mapeamento de solos na escala 1:100.000 usando tecnologias da geoinformação. 2015. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, v. 67. n.1, 3-14, 2015.

SIVAKUMAR, M.V.K. Agricultural Drought-WMO Perspectives. **In Agricultural Drought Indices**, Proceedings of the WMO/UNISDR Expert Group Meeting on Agricultural Drought Indices, Murcia, Spain, 2–4 June 2010; Sivakumar, M.V.K., Motha, R.P., Wilhite, D.A., Wood, D.A., Eds.; World Meteorological Organization: Geneva, Switzerland, 2011; v. 1572, p. 22–34.

SMOS-BEC. Soil Moisture and Ocean Salinity - Barcelona Expert Center. **SMOS-BEC Ocean and Land Products Description**. Version 1.5. 2016. 23p.

SOBEL, T. F.; MUNIZ, A. L. P.; COSTA, E. de F.. Divisão regional do desenvolvimento humano em Pernambuco: uma aplicação da análise de cluster. **Teoria e Evidência Econômica** - Ano 15, n. 33, p. 37-62, jul./dez. 2009

SOUSA, R. F. de. Terras agrícolas e o processo de desertificação em municípios do semiárido paraibano. 2007. 180f. Tese (Doutorado Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais, Campina Grande-PB, 2007.

SOUSA, R. F. de.; BARBOSA, M. P.; FERNANDES, M. F.. Vulnerabilidades, semi-aridez e desertificação: Cenários de risco no Cariri Paraibano. Okara: **Geografia em Debate** (UFPB), v. 2, p. 128-206, 2008.

SOUSA JÚNIOR, M. de A.; SAUSEN, T. M.; LACRUZ, M. S. P. **Monitoramento de estiagem na região sul do Brasil utilizando dados EVI/MODIS no período de dezembro de 2000 a junho de 2009**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos-SP. 2010.

SOUSA JÚNIOR, M.A. e LACRUZ, M.S.P. 6. **Sensoriamento Remoto para seca/estiagem**. Org: Sausen, T. M. e Lacruz, M. S. P. Sensoriamento Remoto para desastres. São Paulo: Oficina de Textos, 2015.

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 Sens.* 2018, 10, 1314, doi: 10.3390/rs10081314

SOUZA, A.G.S.S.; NETO, A.R.; SOUZA, L.L. Avaliação da seca no Estado de Pernambuco utilizando o Índice da Condição da Vegetação (VCI), umidade do solo do satélite SMOS e precipitação. In: XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2019, Santos, **Anais [...]**. Santos - SP, 2019.

SPINONI J, NAUMANN G, CARRÃO H, BARBOSA P, Vogt J. World drought frequency, duration, and severity for 1951–2010. **Int. J. Climatol.** 2014, 34: 2792–2804, doi:10.1002/joc.3875.

SPINONI J, NAUMANN G, VOGT J, BARBOSA P. European drought climatologies and trends based on a multi-indicator approach. **Glob. Planet. Change** 2015, 127: 50–57, doi 10.1016/j.gloplacha.2015.01.012.

SZALAI S, SZINELL CS. Comparison of two drought indices for drought monitoring in Hungary – a case study. **Drought Drought Mitigat. Eur.** 14: 161–166, 2000, doi:10.1007/978-94-015-9472-1_12.

SZÉP, I.J.; MIKA, J.; DUNKEL, J. Palmer drought severity index as soil moisture indicator: Physical interpretation, statistical behaviour and relation to global climate. **Phys. Chem. Earth**, 2005, 30, 231–243.

TABOSA, J. N.; REIS, O. V. dos; BRITO, A. R. M. B.; MONTEIRO, M. C. D.; SIMPLÍCIO, J. B.; OLIVEIRA, J. A. C. de; SILVA, F. G. da; NETO, A. D. A.; DIAS, F. M.; LIRA, M. A.; TAVARES FILHO, J. J.; NASCIMENTO, M. M. A. do; LIMA, L. E. de; CARVALHO, H. W. L. de; OLIVEIRA, L. R. de. Comportamento de cultivares de sorgo forrageiro em diferentes ambientes agroecológicos dos estados de Pernambuco e Alagoas. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo**, Sete Lagoas, MG, v. 1, n. 2, p. 47-58, 2002, doi: 10.18512/1980-6477/rbms.v1n2p47-58

TABOSA, J. N.; COLAÇO, W.; REIS, O. V.; SIMPLÍCIO, J.B.; CARVALHO, H. W. L.; DIAS, F. M. Sorghum genotypes evaluation under salinity levels and gamma ray. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo**, 2007, 6, 3, 339-350.

TABOSA, J. N.; TAVARES, J. A.; REIS, O. V. dos; SIMPLÍCIO, J. B.; LIMA, J. M. P. de; CARVALHO, H. W. L. de; NASCIMENTO, M. M. A. do. Potencial do Sorgo Granífero em Pernambuco e no Rio Grande do Norte – Resultados obtidos com e sem irrigação. In: Congresso Nacional de Milho e Sorgo, 28., 2008, Londrina, PR. **Anais [...]**. Londrina: ABMS, 2008.

TABOSA, J. N.; REIS, O. V.; NASCIMENTO, M. M. A.; LIMA, J. M. P.; SILVA, F. G.; SILVA FILHO, J. G.; BRITO, A. R. M. B.; E RODRIGUES, J. A. S. O sorgo sacarino no semiárido brasileiro: elevada produção de biomassa e rendimento de caldo. In: Congresso Nacional de Milho e Sorgo, 28.; Simpósio Brasileiro Sobre Lagarta do Cartucho, 4., 2010, Goiânia, GO. **Anais [...]**. Goiânia, GO: ABMS, 2010.

VALL-LLOSSERA, M.; DUFFO, N.; CAMPS, A.; CORBELLÀ, I.; TORRES, F.; BARÁ, J.. Reliability analysis in aperture synthesis interferometric radiometers: Application to L band Microwave Imaging Radiometer with Aperture Synthesis instrument. **Radio Science**, 01/2001, v.36, n.1, p.107-117. 2001; doi: 10.1029/2000RS002514

VICENTE-SERRANO SM. 2006. Differences in spatial patterns of drought on different time scales: an analysis of the Iberian Peninsula. **Water Resources Management**, 20: 37–60.

VICENTE-SERRANO, S.M; BEGUERÍA, S; LORENZO-LACRUZ, J.; CAMARERO, J. J.; LÓPEZ-MORENO, J. I.; AZORIN-MOLINA, C.; REVUELTO, J.; MORÁN-TEJEDA, E.; SÁNCHEZ-LORENZO, A.. 2012. Performance of drought indices for ecological, agricultural and hydrological applications. **Earth Interactions**, 2012, 16: 1–27.

VIEIRA, R. M. da S. P., CUNHA, A. P. M. do A., ALVALÁ, R. C. dos S., CARVALHO, V. C., FERRAZ NETO, S., & SESTINI, M. F. Land use and land cover map of a semiarid region

of Brazil for meteorological and climatic models. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.28, n.2, 129–138, 2013, doi: 10.1590/S0102-77862013000200002.

VIEIRA, R. M. S. P.; TOMASELLA, J.; ALVALÁ, R. C. S.; SESTINI, M. F.; AFFONSO, A. G.; RODRIGUEZ, D. A.; BARBOSA, A. A.; CUNHA, A. P. M. A.; VALLES, G. F.; CREPANI, E.; OLIVEIRA, S. B. P.; SOUZA, M. S. B.; CALIL, P. M.; CARVALHO, M. A.; VALERIANO, D. M.; CAMPELLO, F. C. B.; SANTANA, M. O. Identifying areas susceptible to desertification in the Brazilian northeast. **Solid Earth**, v. 6, n. 1, 347–360, 2015.

VIEIRA, R. M. D. S. P.; CUNHA, A. P. M. do A.; BARBOSA, A. A.; RIBEIRO NETO, G. G.; TOMASELLA, J.; ALVALÁ, R. C. D. S.; SANTOS, F. C.; SANTANA, M. D. O. Análise das interações entre dados climáticos e o processo de desertificação no núcleo de desertificação de Cabrobó-PE, Brasil. **Sustentabilidade em Debate**, v.9, n.2, 72, 2018, doi: 10.18472/sustdeb.v9n2.2018.27559

VITTUCCI, C.; GUERRIERO, L.; FERRAZZOLI, P.; RAHMOUNE, R.; TANASE, M.; PANCIERA, R.; WALKER, J.P. Airborne forest monitoring during SMAPEX-3 campaign. In Proceedings of the 2013 **IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS**, Melbourne, VIC, Australia, 21–26 July 2013, 987–990.

VITTUCCI, C.; FERRAZZOLI, P.; KERR, Y.; RICHAUME, P.; GUERRIERO, L.; VAGLIO LAURIN, G. SMOS retrieval over forests: Exploitation of optical depth and tests of soil moisture estimates. **Remote Sens. Environ.** 2016, 180, 115–127, doi:10.1016/j.rse.2016.03.004.

WILLMOTT, C. J. (1982) Some comments on the evaluation of model performance. **Bulletin American Meteorological Society**, v. 63, n.11, p.1309-1313.

XIE, X.M.; XU, J.W.; ZHAO, J.F.; LIU, S.; WANG, P. Validation of AMSR-E soil moisture retrievals over Huaihe River basin, in China. **Appl. Mech. Mater.** 2014, 507, 855–858, doi:10.4028/www.scientific.net/AMM.507.855.

ZHAN, Z.; QIN, Q.; WANG, X. The application of LST/NDVI index for monitoring land surface moisture in semiarid area. **IEEE Transactions on geosciences and Remote Sensing**, v.3, p.1551-1554, 2004.

APÊNDICE A - TABELA COM AS ANÁLISES ESTATÍSTICAS PARA A VALIDAÇÃO PIXEL-ESTAÇÃO COM A REDE DE OBSERVAÇÃO APAC.

Lat	Long	Estação	Região	<i>r</i>	<i>r</i>-8	<i>d</i>	<i>d</i>-8	BIAS (m³·m⁻³)	BIAS-8 (m³·m⁻³)	RMSD (m³·m⁻³)	RMSD-8 (m³·m⁻³)
-9,1292	-37,0368	Águas Belas	Semiárida	0,783	0,822	0,863	0,950	0,000	-0,002	0,046	0,038
-7,4583	-40,4170	Araripina	Semiárida	0,726	0,780	0,794	0,829	0,020	0,020	0,054	0,043
-8,8236	-35,1940	Barreiros	Mata	0,241	0,286	0,355	0,421	-0,156	-0,160	0,181	0,180
-9,0161	-36,5360	Brejão	Semiárida	0,572	0,641	0,506	0,525	0,114	0,107	0,134	0,122
-7,8506	-35,2403	Carpina	Mata	0,624	0,759	0,687	0,708	0,055	0,056	0,080	0,069
-8,6211	-35,9500	Cupira	Semiárida	0,728	0,842	0,636	0,674	0,049	0,049	0,081	0,069
-7,6442	-34,9490	Goiana	Mata	0,571	0,634	0,652	0,583	0,059	0,077	0,083	0,089
-8,3911	-34,9714	Ipojuca	Mata	0,268	0,171	0,394	0,369	0,071	0,055	0,127	0,113
-8,0761	-34,9877	Recife	Mata	0,182	0,236	0,524	0,548	-0,012	-0,022	0,128	0,114
-8,0792	-39,2290	Salgueiro	Semiárida	0,755	0,866	0,806	0,891	0,005	0,006	0,034	0,020
-8,5281	-36,4600	São Bento do Una	Semiárida	0,662	0,747	0,764	0,832	0,011	0,010	0,053	0,039
-8,1286	-35,3030	Vitória	Mata	0,536	0,633	0,677	0,697	-0,042	-0,046	0,085	0,076

APÊNDICE B - TABELA COM AS ANÁLISES ESTATÍSTICAS PARA A VALIDAÇÃO PIXEL-ESTAÇÃO COM A REDE DE OBSERVAÇÃO CEMADEN, QUE POSSUEM TODAS AS PCDS SITUADAS NA REGIÃO SEMIÁRIDA.

Lat	Long	Estação	<i>r</i>	<i>r</i>-8	<i>d</i>	<i>d</i>-8	BIAS (m³·m⁻³)	BIAS-8 (m³·m⁻³)	RMSD (m³·m⁻³)	RMSD-8 (m³·m⁻³)
-8,45861	-36,76969	Alagoinha	0,486	0,665	0,532	0,567	0,042	0,048	0,058	0,056
-8,48436	-36,18567	Altinho	0,823	0,860	0,847	0,866	0,007	0,011	0,043	0,040
-8,19425	-35,83514	Bezerros	0,708	0,881	0,693	0,787	0,030	0,032	0,053	0,043
-7,77850	-39,94714	Bodocó	0,475	0,671	0,488	0,557	-0,044	-0,044	0,064	0,052
-9,18464	-36,71003	Bom Conselho	0,857	0,932	0,836	0,877	-0,039	-0,040	0,057	0,049
-9,04642	-36,56947	Brejão	0,857	0,929	0,782	0,835	-0,026	-0,026	0,061	0,051
-8,19844	-36,16156	Brejo da Madre de Deus	0,513	0,608	0,635	0,668	-0,041	-0,040	0,098	0,089
-8,78558	-36,24683	Canhotinho	0,716	0,840	0,710	0,807	-0,030	-0,025	0,057	0,041
-7,79431	-37,79131	Carnaíba	0,553	0,626	0,585	0,657	-0,033	-0,026	0,061	0,046
-8,07769	-37,65269	Custódia	0,650	0,718	0,541	0,532	0,066	0,071	0,082	0,080
-8,44764	-40,74922	Dormentes	0,709	0,819	0,565	0,621	-0,031	-0,031	0,052	0,045
-7,52886	-39,70969	Exu	0,631	0,750	0,679	0,802	-0,006	-0,006	0,054	0,035
-7,82978	-37,99494	Flores	0,722	0,951	0,659	0,686	0,073	0,075	0,085	0,077
-8,61158	-38,48625	Floresta	0,470	0,664	0,449	0,536	0,058	0,060	0,071	0,066
-7,95433	-35,91550	Frei Miguelinho	0,681	0,822	0,397	0,438	0,080	0,079	0,101	0,092
-8,83976	-36,54517	Garanhuns	0,603	0,754	0,553	0,546	0,053	0,058	0,069	0,064

-7,72131	-39,61808	Granito	0,604	0,705	0,711	0,763	-0,023	-0,023	0,050	0,038
-8,15633	-35,59575	Gravatá	0,663	0,700	0,798	0,819	-0,014	-0,010	0,066	0,059
-8,51269	-37,57339	Ibimirim	0,475	0,719	0,502	0,587	0,048	0,049	0,070	0,055
-8,88283	-37,82678	Inajá	0,362	0,484	0,598	0,648	-0,010	-0,009	0,068	0,056
-7,69161	-37,48942	Ingazeira	0,700	0,789	0,722	0,834	-0,022	-0,016	0,053	0,038
-8,72339	-38,67922	Itacuruba	0,596	0,780	0,315	0,299	-0,104	-0,106	0,112	0,109
-8,00767	-36,44428	Jataúba	0,516	0,681	0,529	0,600	0,048	0,049	0,070	0,059
-9,16986	-38,23383	Jatobá	0,633	0,748	0,683	0,730	0,034	0,034	0,055	0,045
-8,72411	-36,15258	Jurema	0,749	0,818	0,620	0,676	0,060	0,060	0,085	0,078
-8,61650	-36,30239	Lajedo	0,834	0,898	0,865	0,888	0,038	0,038	0,067	0,059
-8,94750	-37,60236	Manari	0,769	0,862	0,725	0,766	0,035	0,037	0,061	0,054
-8,09200	-38,70603	Mirandiba	0,591	0,763	0,356	0,375	0,094	0,094	0,107	0,100
-8,34089	-39,35281	Orocó	0,606	0,723	0,524	0,528	0,075	0,075	0,087	0,081
-9,04817	-36,31197	Palmeirina	0,920	0,967	0,923	0,942	-0,011	-0,023	0,044	0,034
-8,83339	-36,92697	Pedra	0,772	0,894	0,654	0,748	-0,012	-0,011	0,055	0,043
-8,39558	-36,65794	Pesqueira	0,750	0,870	0,789	0,844	0,030	0,031	0,053	0,042
-8,83603	-40,37347	Petrolina	0,569	0,745	0,642	0,702	0,042	0,043	0,060	0,051
-9,00615	-40,29430	Petrolina3	0,622	0,776	0,772	0,874	-0,006	-0,006	0,036	0,023
-8,35997	-35,67836	Sairé	0,825	0,824	0,775	0,806	-0,042	-0,033	0,059	0,049
-7,91672	-35,63053	Salgadinho	0,703	0,798	0,755	0,831	-0,011	-0,010	0,060	0,048
-7,94125	-39,13131	Salgueiro	0,549	0,655	0,428	0,463	0,068	0,068	0,083	0,075

-8,23046	-36,35219	Sanharó	0,688	0,819	0,798	0,881	-0,017	-0,015	0,047	0,033
-8,21231	-40,61886	Santa Filomena	0,596	0,687	0,675	0,712	-0,029	-0,029	0,047	0,040
-8,52447	-36,47339	São Bento do Una	0,601	0,713	0,636	0,695	-0,038	-0,040	0,067	0,058
-8,50244	-35,84061	São Joaquim do Monte	0,767	0,865	0,793	0,879	-0,004	-0,011	0,061	0,043
-7,77456	-38,75750	São José do Belmonte	0,321	0,437	0,348	0,432	0,052	0,052	0,078	0,065
-7,50761	-37,27492	São José do Egito	0,708	0,804	0,471	0,434	0,092	0,094	0,104	0,099
-7,99342	-38,29381	Serra Talhada	0,555	0,614	0,490	0,539	0,040	0,044	0,059	0,057
-8,03331	-37,24283	Sertânia	0,706	0,843	0,571	0,581	0,070	0,072	0,083	0,077
-8,35181	-37,28661	Sertânia 2	0,638	0,753	0,562	0,642	0,060	0,060	0,076	0,069
-9,11250	-38,15656	Tacaratú	0,676	0,808	0,760	0,820	0,026	0,026	0,050	0,038
-7,81375	-36,15147	Taquaritinga do Norte	0,683	0,858	0,633	0,742	0,046	0,045	0,069	0,053
-8,22589	-39,38794	Terra Nova	0,538	0,659	0,650	0,731	0,021	0,023	0,049	0,039
-8,75628	-37,35631	Tupanatinga	0,701	0,866	0,809	0,884	0,019	0,020	0,045	0,032
-7,63308	-37,32789	Tuparetama	0,717	0,806	0,643	0,653	0,047	0,046	0,067	0,057
-7,76222	-35,87450	Vertente do Lério	0,701	0,831	0,519	0,556	-0,078	-0,078	0,092	0,085