



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E
TECNOLOGIA DA GEOINFORMAÇÃO

RAQUEL ARCOVERDE VILA NOVA

TÉCNICAS DO SENSORIAMENTO REMOTO APLICADAS A ESTUDOS
AMBIENTAIS

Recife
2021

RAQUEL ARCOVERDE VILA NOVA

**TÉCNICAS DO SENSORIAMENTO REMOTO APLICADAS A ESTUDOS
AMBIENTAIS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Mikosz Gonçalves.

Recife

2021

Catálogo na fonte
Bibliotecário Gabriel Luz, CRB-4 / 2222

- V695 Vila Nova, Raquel Arcoverde
Técnicas do sensoriamento remoto aplicadas a estudos ambientais / Raquel Arcoverde Vila Nova– Recife, 2021.
78 f.: abrev. e siglas.
- Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Mikosz Gonçalves.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2021.
Inclui referências.
1. Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. 2. Ilhas de calor urbana. 3. Temperatura da superfície. 4. Sensoriamento remoto. 5. Precipitação. 6. Extremos climáticos. 7. SPI. I. Gonçalves, Rodrigo Mikosz (Orientador). II. Título.

UFPE

526.1 CDD (22. ed.)

BCTG / 2021 - 149

RAQUEL ARCOVERDE VILA NOVA

**TÉCNICAS DO SENSORIAMENTO REMOTO APLICADAS A ESTUDOS
AMBIENTAIS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação.

Aprovado em: 27 / 04 / 2021.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Rodrigo Mikosz Gonçalves (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Vagner Gonçalves Ferreira (Examinador Externo)
Hohai University - China

Prof. Dr. Henry D. Montecino C. (Examinadora Externo)
Universidad de Concepción – Chile

RESUMO

A dissertação é estruturada em quatro capítulos, onde o Capítulo 1 aborda uma breve introdução geral sobre os assuntos que são desenvolvidos nos capítulos 2 e 3 em formato de artigo, o Capítulo 4 trás as considerações finais do trabalho. Este trabalho tem como tema central estudos ambientais através de técnicas do sensoriamento remoto e quais fatores podem interferir nas mudanças que ocorrem no espaço, trazendo uma abordagem com aplicações locais e regionais. O Capítulo 1 apresenta um estudo de caso local, destaca-se que a cidade do Recife possui uma alta densidade populacional. O objetivo geral desta pesquisa é analisar as variações do índice de vegetação e a temperatura da superfície para identificar a influência deles na formação de ilhas de calor. Como materiais são utilizadas imagens multiespectrais temporais (*Landsat 5-TM* e *Landsat 8-OLI*) abrangendo os anos de 1989 a 2019. Os principais resultados encontrados são: (i) o ano de 2019 com temperaturas mais elevadas, chegando a regiões com 37°C; (ii) em 1989 os valores mais altos foram de 32°C; (iii) em termos de área, a cidade do Recife sofreu um crescimento de 34% para temperaturas acima de 33°C e obteve um decréscimo de 44% considerando temperaturas mais amenas; (iv) os valores da cobertura vegetal sofreram mudanças representativas como o crescimento de 15% no índice de solo exposto, e a redução de 18% do índice de vegetação média; (v) as correlações de Spearman indicam que existem uma forte relação inversamente proporcional entre os dois parâmetros avaliados (temperatura e índice de vegetação), com valores de -0,72 para 1989 e -0,59 para 2019. Por fim, foi possível detectar o processo de formação das ilhas de calor, bem como as ilhas de frescor, observando um aumento na temperatura superficial principalmente onde o processo de urbanização se intensificou no decorrer do tempo. O Capítulo 2 apresenta a influência da resolução espacial em amostras de precipitação para revelar eventos extremos no Agreste Pernambucano, nordeste do Brasil. Entre os materiais utilizados estão os dados de precipitação (1998 a 2019) do *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM), *Climatic Research Unit* (CRU) e estações meteorológicas. No processo de validação das séries temporais de precipitação com as estações meteorológicas, os dados do TRMM apresentaram uma correlação de Pearson forte (0.86 - 0.90) e os do CRU moderada (0.71 - 0.76). O viés relativo (RB) e a razão do desvio padrão de observação (RSR) também foram calculados para identificar a tendência dos dados, os quais apresentaram superestimação para as duas fontes. Os eventos extremos foram identificados através do cálculo do *Standardized Precipitation Index* (SPI), onde o TRMM com correlação forte (0.80 - 0.91) obteve um desempenho superior aos dados do CRU. Os dados do TRMM foram

selecionados para entender os eventos extremos de seca na área de estudo, onde os municípios com altitudes acima de 500m obtiveram valores máximos de probabilidade de ocorrência com 19%. Por outro lado, para os eventos extremos de umidade, a máxima obtida foi de 14% para aqueles com altitudes menores que 200m.

Palavras-chaves: Ilhas de calor urbana. Temperatura da superfície. Sensoriamento remoto. Precipitação. Extremos climáticos. SPI.

ABSTRACT

The dissertation is structured in four chapters, where Chapter 1 addresses a brief general introduction on the subjects that are developed in chapters 2 and 3 in article format, Chapter 4 brings the final considerations of the work. This work has as its central theme environmental studies through techniques of remote sensing and which factors can interfere in the changes that occur in space, bringing an approach with local and regional applications. Chapter 1 presents a local case study, highlighting that the city of Recife has a high population density. The general objective of this research is to analyze the variations in the vegetation index and the surface temperature to identify their influence on the formation of heat islands. Temporal multispectral images (Landsat 5-TM and Landsat 8-OLI) covering the years 1989 to 2019 are used as materials. The main results found are: (i) the year of 2019 with higher temperatures, reaching regions with 37°C; (ii) in 1989 the highest values were 32°C; (iii) in terms of area, the city of Recife experienced a 34% increase of temperatures above 33°C and obtained a decrease of 44% considering milder temperatures; (iv) the vegetation cover values underwent significant changes, such as the 15% growth in the exposed soil index, and the 18% reduction in the average vegetation index; (v) Spearman's correlations indicate that there is a strong inversely proportional relationship between the two parameters evaluated (temperature and vegetation index), with values of -0.72 for 1989 and -0.59 for 2019. Finally, it was possible to detect the formation of heat islands, as well as freshness islands, observing an increasement of surface temperature especially where the urbanization process has intensified over time. Chapter 2 presents the influence of spatial resolution on precipitation samples to reveal extreme events in Agreste Pernambucano, northeastern Brazil. Among the materials used are precipitation data (1998 to 2019) from the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM), Climatic Research Unit (CRU) and weather stations. In the process of validating the precipitation time series with the weather stations, the TRMM data showed a strong Pearson correlation (0.86 - 0.90) and that of the moderate CRU (0.71 - 0.76). The relative bias (RB) and the standard deviation of observation ratio (RSR) were also calculated to identify the trend of the data, which showed an overestimation for both sources. The extreme events were identified through the calculation of the Standardized Precipitation Index (SPI), where the TRMM with strong correlation (0.80 - 0.91) obtained a better performance than the CRU data. The TRMM data were selected to understand the extreme drought events in the study area, where the municipalities with altitudes above 500m obtained maximum values of probability of occurrence with 19%. On

the other hand, for extreme humidity events, the maximum obtained was 14% for those with altitudes less than 200m.

Keywords: Urban heat islands. Surface temperature. Remote sensing. Precipitation. Climate extremes. SPI.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Artigo 1

Figura 1 -	Esboço da localização da área de estudo, onde (a) um recorte da área de estudo, cidade do Recife; (b) representa o estado de Pernambuco, localizado no nordeste do Brasil; (c) destaque para Recife no estado de Pernambuco.....	19
Figura 2 -	Diagrama de blocos das etapas utilizadas no processamento das imagens....	22
Figura 3 -	Cartas temáticas de Temperatura da Superfície (°C) para os anos de 1989 (a) e 2019 (b).....	26
Figura 4 -	Evolução das Áreas (km ²) com relação a Temperatura da Superfície, em porcentagem.....	28
Figura 5 -	Carta temática de NDVI para os anos de 1989 (a) e 2019 (b).....	29
Figura 6 -	Evolução das Áreas (km ²) com relação ao NDVI, em porcentagem.....	30
Figura 7 -	Recorte do perfil longitudinal para os dados de NDVI e Temperatura da Superfície (°C); são apresentados os resultados para os anos, em a) 1989, b) 1994, c) 2005, d) 2010, e) 2013 e f) 2019.....	31
Figura 8 -	Perfil longitudinal na cidade do Recife, onde em a) temos a representação do perfil obtido, em b) o gráfico com a série obtida para valores de NDVI, e em c) gráfico da Temperatura da superfície (°C) obtidas para todos os anos abordados.....	32

Artigo 2

Figura 1 -	(a) Estado de Pernambuco em destaque no Brasil, (b) divisão das mesorregiões do estado de Pernambuco (c) distribuição das estações meteorológicas no Agreste Pernambucano.....	44
Figura 2 -	Estações meteorológicas sem dados entre 2008 e 2012.....	47
Figura 3 -	Metodologia em 5 etapas: (i) Dados, (ii) Validação, (iii) SPI, (iv) Influência da Resolução Espacial e (v) Análise de Eventos Extremos.....	48

Figura 4 -	Validação. a), c) e e) são os resultados de r, RB e RSR respectivamente para os dados CRU; b), d) e f) são os resultados de r, RB e RSR respectivamente para os dados TRMM.....	52
Figura 5 -	Comportamento do SPI em relação a diferentes fontes de dados. (a) estação meteorológica Frei Miguelinho, (b) estação meteorológica de Surubim, (c) estação meteorológica de Caruaru e (d) estação meteorológica de Garanhuns.....	55
Figura 6 -	SPI de escala de tempo de 12 meses gerado a partir de CRU.....	56
Figura 7 -	Índice de precipitação padronizado (SPIs) na escala de tempo de 12 meses gerado a partir dos dados TRMM.....	57
Figura 8 -	Acertos e erros aplicados aos resultados do SPI.....	58
Figura 9 -	a) Probabilidade de eventos de seca extrema, b) Probabilidade de eventos de umidade extrema, c) Mapa de altitude ortométrica.....	60

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AVHRR	<i>Advanced Very High Resolution Radiometer</i>
APAC	<i>Agência Pernambucana de Águas e Clima</i>
GES DISC	<i>Centro de Dados de Informações e Ciências da Terra Goddard</i>
CRU	<i>Climatic Research Unit</i>
CV	<i>Coeficiente de Variação</i>
ETM+	<i>Enhanced Thematic Mapper Plus</i>
EVI	<i>Enhanced Vegetation Index</i>
GPCC	<i>Global Precipitation Climatology Centre</i>
GPM	<i>Global Precipitation Measurement</i>
GLOVIS	<i>Global Visualization Viewer</i>
GRACE	<i>Gravity Recovery and Climate Experiment</i>
ICU	<i>Ilhas de Calor Urbanas</i>
IAF	<i>Índice de Área Foliar</i>
NDVI	<i>Índice de Vegetação de Diferença Normalizada</i>
IBGE	<i>Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística</i>
INMET	<i>Instituto Nacional de Meteorologia</i>
JAXA	<i>Japan Aerospace Exploration Agency</i>
MODIS	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
ND	<i>Número digital</i>
OLI	<i>Operational Land Imager</i>
RB	<i>Relative Bias</i>
RSR	<i>RMSE-observations standard deviation ratio</i>
SRTM	<i>Shuttle Radar Topography Mission</i>
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>
SPEI	<i>Standardized Precipitation Evapotranspiration index</i>
SPI	<i>Standardized Precipitation Index</i>
SEBAL	<i>Surface Energy Balance Algorithms for Land</i>
TS	<i>Temperatura de Superfície</i>
TM	<i>Thematic Mapper</i>
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
TS	<i>Time-Series</i>
TPA	<i>TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis</i>
TRMM	<i>Tropical Rainfall Measuring Mission</i>
USGS	<i>United States Geological Survey</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	13
2	ARTIGO 1 - ANÁLISE TEMPORAL DE ILHAS DE CALOR ATRAVÉS DA TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE E DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO EM RECIFE-PE, BRASIL.....	15
3	ARTIGO 2 - A INFLUÊNCIA DA RESOLUÇÃO ESPACIAL DA PRECIPITAÇÃO POR SENSORIAMENTO REMOTO PARA REVELAR EVENTOS EXTREMOS NO NORDESTE DO BRASIL.....	39
4	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	67
	REFERÊNCIAS.....	69

1 INTRODUÇÃO

A crise hídrica e as variações climáticas que têm se estabelecido em diversas partes do mundo são objeto de estudo para muitos pesquisadores (LOTUFO *et al.*, 2020; AMINI *et al.*, 2019; PENG *et al.*, 2012), onde o foco está em entender quais as causas e fatores que influenciam nestas questões e desenvolver técnicas capazes de identificar fenômenos climáticos a fim de que medidas de mitigação possam ser aplicadas (AGUTU *et al.*, 2020); SANTOS *et al.*, 2019; MOREIRA *et al.*, 2017).

Alguns fatores podem ser identificados e correlacionados à fenômenos climáticos, sendo eles eventos de seca, inundações, temperaturas elevadas, poluição atmosférica, entre outros (BRITO *et al.*, 2018; BARROS; LOMBARDO, 2016; MATOS *et al.*, 2016). Esses fatores exercem influência sobre as mudanças climáticas de formas distintas podendo impactar em escala local, regional ou global (IMHOFF *et al.*, 2010).

Com o avanço das tecnologias, no âmbito da qualidade e da série temporal dos dados disponibilizados, as técnicas de sensoriamento remoto têm sido cada vez mais empregadas nos estudos ambientais; trabalhos como os de Oliveira, Ganem e Baptista (2017) onde foram utilizados imagens *Landsat* a fim de identificar a influência da sazonalidade e da vegetação no aumento da temperatura nas grandes metrópoles do Brasil. Amini *et al.* (2019) se utilizaram de dados obtidos por satélites remotos para estudar a seca e suas implicações sobre os recursos hídricos no Irã.

Estudos têm sido desenvolvidos utilizando dados de precipitação oriundos de satélites remotos, através desses dados é possível identificar os extremos climáticos quanto a seca e a humidade em qualquer lugar do mundo (ALI *et al.*, 2019; CERÓN *et al.*, 2021; WANG *et al.*, 2021). Através de imagens de satélite também é possível extrair informações quanto a temperatura da superfície, e assim identificar quais locais estão sofrendo processos de formação de ilhas de calor, como é o caso de Amorim, Dubreuil e Cardoso (2015).

O desenvolvimento deste trabalho de dissertação foi realizado seguindo o formato de artigo previamente aprovado pelo programa, cujo *template* é disponibilizado pela biblioteca da UFPE; sendo assim foi apresentado uma introdução geral sobre os temas abordados nos dois capítulos que sucedem este tópico, e por fim uma conclusão geral.

O Capítulo 1 se refere a um estudo de caso local cujo título do artigo é “Análise Temporal de Ilhas de Calor Através da Temperatura de Superfície e do Índice de Vegetação em Recife-PE, Brasil” e tem como objetivo (i) utilizar imagens de satélites temporais para o período de 1989 a 2019 para analisar quantitativamente a variação espaço-temporal dos

parâmetros físicos NDVI e temperatura da superfície e (ii) identificar a formação e espacialização do fenômeno de Ilhas de Calor Urbana (ICU), ambos objetivos aplicados à cidade do Recife, no estado de Pernambuco. Este capítulo já foi submetido e aceito para publicação na Revista Brasileira de Cartografia até a presente data.

Já o Capítulo 2 apresenta um estudo de caso de abrangência regional com o título “A Influência da Resolução Espacial da Precipitação por Sensoriamento Remoto para Revelar Eventos Extremos no Nordeste Do Brasil” com os objetivos de (i) utilizar a série temporal de estimativa de precipitação multi-satélites TRMM e do conjunto CRU para o período (1998-2019) aplicando o SPI em ambas as fontes, para detectar eventos extremos; (ii) validar ambas as séries temporais com amostras *in-situ* verificando assim a correlação de *Pearson*, o viés relativo (RB), e a razão entre o erro padrão médio e o desvio padrão das observações (RSR) entre os conjuntos amostrais, esses dois últimos afim de identificar a tendência dos dados estimados em relação aos observados; (iii) comparar e analisar os produtos classificados pelo SPI conforme as diferentes resoluções espaciais e apresentar suas diferenças, similaridades e limitações e (iv) detalhar o cenário de extremos encontrados para a área de estudo conforme o conjunto amostral com resolução espacial que mais se aproximou da situação regional e assim determinar sua probabilidade de ocorrência ao longo do tempo avaliado. Este capítulo ainda está em fase de correção para em seguida ser submetido ao Boletim de Ciências geodésicas.

2 ARTIGO 1 - ANÁLISE TEMPORAL DE ILHAS DE CALOR ATRAVÉS DA TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE E DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO EM RECIFE-PE, BRASIL

TEMPORAL ANALYSIS OF HEAT ISLANDS THROUGH SURFACE TEMPERATURE AND VEGETATION INDEX IN RECIFE-PE, BRAZIL

RESUMO

Entre os fatores antrópicos que atuam na alta vulnerabilidade para formação de ilhas de calor estão a relação com a densidade populacional e as mudanças no uso do solo. Neste estudo de caso destaca-se que a cidade do Recife possui uma alta densidade populacional. O objetivo geral desta pesquisa é analisar as variações do índice de vegetação e a temperatura da superfície para identificar a influência deles na formação de ilhas de calor. Como materiais são utilizadas imagens multiespectrais temporais (*Landsat 5-TM* e *Landsat 8-OLI*) abrangendo os anos de 1989 a 2019. Os principais resultados encontrados são: (i) o ano de 2019 com temperaturas mais elevadas, chegando a regiões com 37°C; (ii) em 1989 os valores mais altos foram de 32°C; (iii) em termos de área, a cidade do Recife sofreu um crescimento de 34% para temperaturas acima de 33°C e obteve um decréscimo de 44% considerando temperaturas mais amenas; (iv) os valores da cobertura vegetal sofreram mudanças representativas como o crescimento de 15% no índice de solo exposto, e a redução de 18% do índice de vegetação média; (v) as correlações de *Spearman* indicam que existem uma forte relação inversamente proporcional entre os dois parâmetros avaliados (temperatura e índice de vegetação), com valores de -0,72 para 1989 e -0,59 para 2019. Por fim, foi possível detectar o processo de formação das ilhas de calor, bem como as ilhas de frescor, observando um aumento na temperatura superficial principalmente onde o processo de urbanização se intensificou no decorrer do tempo.

Palavra-chave: Ilhas de Calor Urbana. Temperatura da Superfície. NDVI. Sensoriamento Remoto. *Landsat*.

ABSTRACT

Among the anthropic factors that act in the high vulnerability of heat islands formation are the relationship with population density and changes in land use. In this case study, it is highlighted that the city of Recife has a high-density population and considered the fourth Brazilian capital with the largest in the country. The general objective of this research is to analyze the variations in the vegetation index and the surface temperature to identify their influence on the formation of heat islands. Temporal multispectral images (Landsat 5-TM and Landsat 8-OLI) covering the years 1989 to 2019 are used as materials. The main results found are: (i) the year of 2019 with higher temperatures, reaching regions with 37°C; (ii) in 1989 the highest values were 32°C; (iii) in terms of area, the city of Recife experienced a 34% increase of temperatures above 33°C and obtained a decrease of 44% considering milder temperatures; (iv) the vegetation cover values underwent significant changes, such as the 15% growth in the exposed soil index, and the 18% reduction in the average vegetation index; (v) Spearman's correlations indicate that there is a strong inversely proportional relationship between the two parameters evaluated (temperature and vegetation index), with values of -0.72 for 1989 and -0.59 for 2019. Finally, it was possible to detect the formation of heat islands, as well as freshness islands, observing an increasement of surface temperature especially where the urbanization process has intensified over time.

Keywords: Urban Heat Islands. Surface Temperature. NDVI. Remote Sensing. Landsat.

1 INTRODUÇÃO

Ao longo das últimas décadas os centros urbanos de diversos municípios brasileiros e suas redondezas vêm apresentando mudanças em relação ao uso e ocupação do solo. Diversos casos evidenciam as consequências negativas do aumento de temperatura para a sociedade e ao meio ambiente, apresentando em alguns casos desconforto térmico e doenças ligadas ao aparelho respiratório (BARROS; LOMBARDO, 2016; FRANÇA *et al.*, 2015; MOREIRA; NÓBREGA, 2011). Entre as perdas ambientais ocasionadas pelo crescimento urbano que afetam a dinâmica das espécies animais e vegetais está a degradação da vegetação, muitas vezes relacionada com processos expressivos de urbanização, o que afeta por exemplo na impermeabilização do solo. Esta pode ser considerada com um dos parâmetros que interferem no balanço de energia entre a superfície e a atmosfera e que pode contribuir para influenciar na variabilidade do clima de uma cidade (NÓBREGA; LEMOS, 2011; OKE, 1973).

Segundo Moreira (2014) a alteração do clima local pode ser provocada pelo surgimento de um gradiente horizontal urbano de temperatura, sendo este ocasionado pela relação dos fatores que alteram a cobertura e dinâmica do solo como por exemplo: a diminuição no percentual de vegetação, a impermeabilização desordenada do solo, o aumento da rugosidade da superfície, a diminuição do fluxo de calor latente, o aumento do fluxo de calor sensível, entre outros. Um indicador das alterações do clima local é a identificação e espacialização das chamadas Ilhas de Calor Urbanas (ICU).

Arya (2001) define o termo ICU como sendo a relação entre aumento da temperatura da superfície e do ar sobre uma área urbana quando comparadas às zonas menos urbanizadas em sua vizinhança. Portanto, as Ilhas de Calor Urbanas ocorrem, geralmente, no centro das cidades onde as construções se configuram de maneira aglomerada e compacta, como os corredores de prédios e ruas estreitas nos grandes centros, que são chamados de Cânions Urbanos (ARNFIELD, 2003; LO; QUATTROCHI, 2003; NÓBREGA; SANTOS; MOREIRA, 2016; SOUZA, 2008).

O fenômeno ICU vem sendo estudado desde o século XX, quando Manley (1958) o denominou assim. Por ser um assunto de bastante relevância para o desenvolvimento e bem-estar nos centros urbanos, diversos pesquisadores têm se dedicado a encontrar soluções para identificar tal fenômeno. Este é um problema que vem sendo discutido tanto a nível nacional como internacionalmente, onde pesquisas têm sido aplicadas em estudos de caso relatados em regiões brasileiras, como por exemplo: (a) Belém, no estado do Pará (BEZERRA; MORAES; SOARES, 2018) (b) cidades do estado de São Paulo, tais como Presidente Prudente (AMORIM;

DUBREUIL; CARDOSO, 2015), Rancharia (TEIXEIRA; AMORIM; DUBREUIL, 2015), e a área urbana da Ilha Solteira (COSTA; SILVA; PERES, 2010); (c) Londrina, no estado do Paraná (GAMARRA; CORRÊA; TARGINO, 2014); (d) região metropolitana do Rio de Janeiro (SENA; FRANÇA; PERES, 2014); (e) Nova Andradina, no estado do Mato Grosso do Sul (LIMA; AMORIM, 2011); como em várias regiões pelo mundo, (f) Hong Kong (LIU; ZHANG, 2011); (g) 38 das cidades mais populosas dos Estados Unidos (IMHOFF *et al.*, 2010), Phoenix (SUN *et al.*, 2009) e Minnesota (YUAN; BAUER, 2007); (h) cidade de Atenas, na Grécia (STATHOPOULOU; CARTALIS, 2009), entre outras.

Na literatura nacional considerando a cidade do Recife, muitas pesquisas vêm sendo desenvolvidas no que diz respeito ao fenômeno ICU e suas consequências para a população recifense. Alguns destes trabalhos fazem uma abordagem específica considerando a mesorregião da cidade, não envolvendo assim um estudo que identifique o fenômeno em todo Recife. França *et al.* (2015) trazem um estudo sobre o desconforto térmico causado pela formação da ICU no bairro da Boa Vista através de uma análise temporal; Moreira e Galvêncio (2007) obtiveram resultados no estudo do fenômeno para uma região de grande importância para a cidade, a área do aeroporto dos Guararapes, através do uso de imagens oriundas do *Landsat 7* para o ano de 2002; Moreira e Nóbrega (2011) também voltaram seus estudos para a área do aeroporto, porém utilizaram uma série temporal de imagens do *Landsat 5* para os anos de 1984 e 2007. Outros trabalhos que abrangem toda a área da cidade do Recife não fizeram uso do sensoriamento remoto para tal, como é o caso dos estudos de Nóbrega, Santos e Moreira (2016) e Nóbrega e Lemos (2011).

Uma ferramenta que auxilia na identificação das Ilhas de Calor é o uso de imagens de satélite, através da relação entre a radiação eletromagnética emitida e a refletida dos alvos, onde é possível extrair e identificar parâmetros que influenciam diretamente na temperatura da área observada (CHEN *et al.*, 2006; GALLO *et al.*, 1995; PENG *et al.*, 2012).

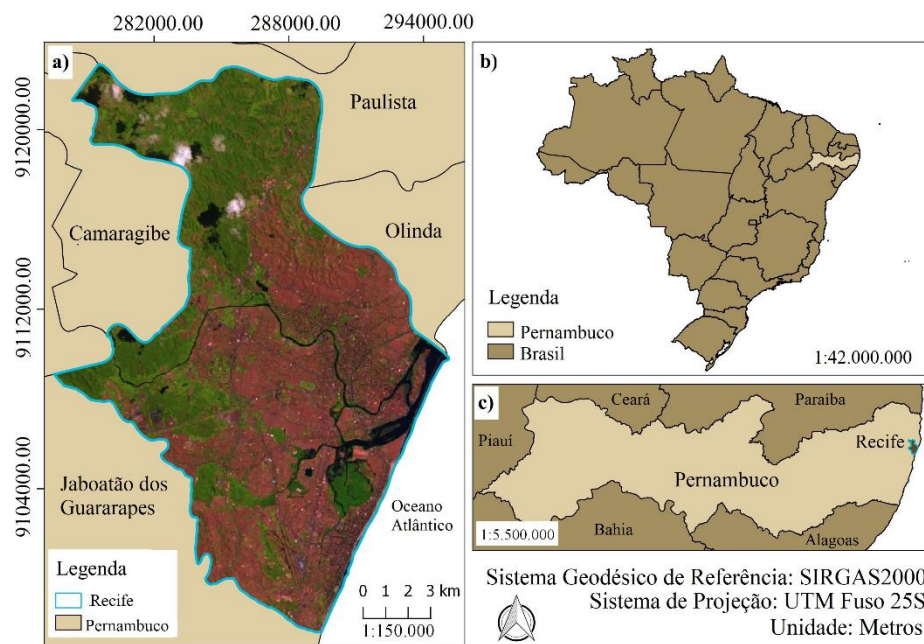
Frente a isso, o presente trabalho tem como objetivos: (i) utilizar imagens de satélites temporais para o período de 1989 a 2019 para analisar quantitativamente a variação espaço-temporal dos parâmetros físicos NDVI e temperatura da superfície; e (ii) identificar a formação e espacialização do fenômeno de Ilhas de Calor Urbana (ICU), ambos objetivos aplicados à cidade do Recife, no estado de Pernambuco.

2 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo (Figura 1) deste trabalho se refere a cidade do Recife, capital do estado de Pernambuco, com uma área de aproximadamente 218 km², com altitude média variando entre

4 e 10 metros. Sua população foi estimada pelo IBGE (2018) em 1.637.834 habitantes, ocupando a posição de 9º município mais populoso do país. A Figura 1 apresenta em (a) a ampliação do recorte contendo a área de estudo em; (b) o mapa do Brasil com destaque para o estado de Pernambuco e em (c) A cidade do Recife localizado no estado de Pernambuco.

Figura 1. Esboço da localização da área de estudo, onde (a) um recorte da área de estudo, cidade do Recife; (b) representa o estado de Pernambuco, localizado no nordeste do Brasil; (c) destaque para Recife no estado de Pernambuco.



Fonte: Os autores (2020).

O clima da região, segundo a classificação de Köppen-Geiger (2004), é tropical quente e úmido, com a média de temperatura anual de 25,4°C e amplitude de 2,8°C, com uma média anual de umidade relativa do ar de 84%. A cidade possui um regime pluviométrico que se divide em dois períodos diferentes: uma estação seca ou com pouca chuva, que se estende de setembro a fevereiro, e uma estação chuvosa, que ocorre entre março e agosto, com índice médio anual pluviométrico acima de 1.600mm (SECTMA, 2006).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

Os materiais utilizados são imagens digitais gratuitas geradas pelo sensor *Thematic Mapper* – TM do satélite *Landsat 5*, para os anos de 1989, 1994, 2005 e 2010, e pelos sensores *Operacional Land Imager* – OLI e *Thermal Infrared Sensor* – TIRS a bordo do *Landsat 8* para os anos de 2013 e 2019. As bandas utilizadas no processamento foram as do vermelho,

infravermelho próximo e a banda do infravermelho termal, bem como o modelo SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithms for Land*) – (Algoritmo de balanço de energia superficial para a Terra) e o *software* livre QGIS na versão 2.14.18.

As imagens de satélite se referem a órbita 214, para os pontos que abrangem a área de estudo (65 e 66), considerando os anos de 1989, 1994, 2005, 2010, 2013 e 2019. As imagens foram obtidas em um período seco e com pouca precipitação (MOREIRA, 2014; SANTOS, 2011), priorizando imagens com o menor recobrimento de nuvens na área de estudo. Todas as imagens foram obtidas, de forma gratuita, através servidor *online* do Serviço Geológico Americano (GLOVIS USGS) <<https://glovis.usgs.gov/>> em formato ‘geotiff’. A Tabela 1 apresenta um resumo dos materiais utilizados na pesquisa contendo a fonte, data, resolução espacial e uso das imagens.

Tabela 1. Materiais utilizados.

Fonte	Data	Resolução espacial (m)	Uso
<i>Landsat 5</i>	28/09/1989	Banda do vermelho = 30 Banda do infravermelho = 30 Banda termal = 120	a) Temperatura da superfície; b) Modelo SEBAL; c) NDVI.
	29/11/1994		
	08/09/2005		
	06/09/2010		
<i>Landsat 8</i>	28/07/2013	Banda do vermelho = 30 Banda do infravermelho = 30 Banda termal = 100	
	17/10/2019		

Fonte: Os autores (2020).

Os dados do *Landsat 5* e 8 contam com uma resolução temporal de 16 dias e uma resolução espacial de 30m para todas as bandas, com exceção da banda termal, onde no *Landsat 5* (banda 6) é de 120m e, no *Landsat 8* (banda 10) é de 100m; a resolução radiométrica para o sensor TM é de 8 bits, para o sensor OLI é de 16 bits e, para o TIRS é de 12 bits, sendo este último responsável para banda termal do *Landsat 8*. As imagens termais são reamostradas para uma resolução de 30m e disponibilizadas pela USGS.

O modelo SEBAL tem como objetivo estimar de forma instantânea as componentes do balanço de energia através do sensoriamento remoto, visando a medição do fluxo da evapotranspiração, que é a medida residual da equação do balanço de energia superficial para um tempo específico, calculado para cada *pixel*; onde o algoritmo envolve a utilização de imagens de satélite e algumas informações obtidas em estações meteorológicas de superfície (ALLEN; TASUMI; TEREZZA, 2002; BASTIAANSEN, 1995; MOREIRA *et al.*, 2017). Algumas das vantagens do modelo, apresentadas por Compaoré *et al.* (2008), evidenciam a praticidade e aplicabilidade da ferramenta, tais como: (1) o algoritmo se baseia fisicamente em

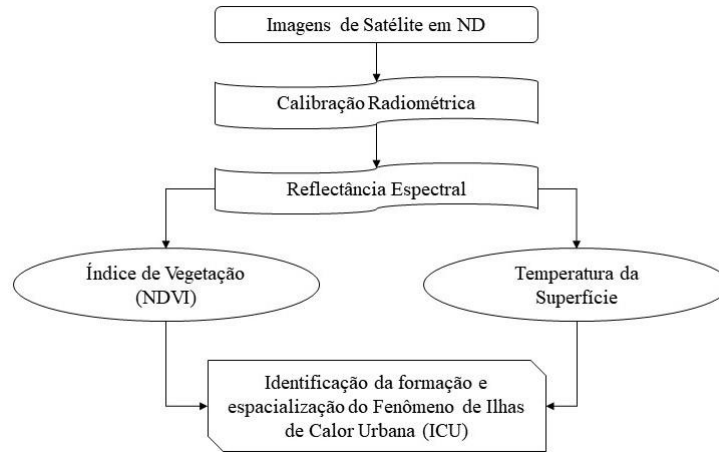
imagens de satélite e necessita poucos dados meteorológicos; (2) pode ser aplicado para diferentes sensores além dos *Landsat* ETM+, TM e OLI, como por exemplo o MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) e o AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*); (3) utiliza uma vasta quantidade de variáveis ambientais; e (4) permite a aplicabilidade do modelo em áreas extensas.

Para a obtenção do balanço da energia superficial, que é o objetivo principal do SEBAL, são implementadas trinta e quatro etapas em seu processamento, gerando informações como emissividade, temperatura da superfície, albedo da atmosfera, albedo de superfície, índices de vegetação como NDVI, SAVI e EVI, entre outros (BASTIAANSEN, 1995; MOREIRA, 2014). Como o objetivo (ii) deste trabalho é identificar a formação do fenômeno de ICU, são implementadas algumas etapas definidas por este modelo, de modo que possamos apresentar o modelo não apenas para o seu objetivo final para o qual foi desenvolvido (balanço da energia superficial), mas também para obtenção e extração de resultados oriundos de etapas intermediárias. Tais etapas são descritas no item 3.2.

3.2 Métodos

Para o processamento das imagens foi utilizado o *software* livre de sistema de informação geográfica denominado QGIS, onde foi feita a modelagem das etapas adotadas pelo modelo SEBAL. No diagrama de blocos da Figura 2 estão representadas as etapas para o desenvolvimento deste estudo. Onde, a partir das imagens de satélites representadas por números digitais (ND) é feito o processo de calibração para obtenção das reflectâncias espectrais para cada banda da imagem, o índice de vegetação (NDVI) e a temperatura da superfície são calculados utilizando as reflectâncias obtidas. Por fim, foi analisada a correlação entre o NDVI e a temperatura da superfície. A seguir cada etapa será detalhada de acordo com suas respectivas equações e coeficientes.

Figura 2. Diagrama de blocos das etapas utilizadas no processamento das imagens.



Fonte: Os autores (2020).

3.2.1 Calibração radiométrica e reflectância espectral

A calibração Radiométrica consiste na transformação do número digital (ND) para cada *pixel* da imagem, em radiância espectral monocromática ($L_{\lambda i}$); onde a radiância representa a energia solar refletida pelo alvo terrestre, com relação a unidade de área, tempo e inclinação angular, para as bandas 3 (vermelho), 4 (infravermelho próximo) e 6 (infravermelho termal), quando se refere ao satélite *Landsat 5*. A radiância espectral foi obtida pela Eq. (1) (MARKHAM; BARKER, 1987):

$$L_{\lambda i} = a_i + \frac{b_i - a_i}{255} \times ND, \quad (1)$$

em que a_i e b_i são as radiâncias mínimas e máximas (Tabela 2), ND é o nível de cinza do *pixel*, e i representa as bandas 3, 4 e 6 do TM *Landsat 5*. Para as imagens do *Landsat 8* só se faz necessário a calibração radiométrica da banda 10 (infravermelho termal) através da Eq. (2) (SILVA *et al.*, 2016):

$$L_{\lambda} = M_L * ND + A_L, \quad (2)$$

onde M_L é fator de escala multiplicativo da radiação para a banda e A_L é o fator de escala aditivo da radiação para cada banda, ambos disponíveis no arquivo metadados da imagem.

Tabela 2. Coeficientes de calibração do TM-*Landsat* 5 para a data 28/09/1989: (a) mínimo, (b) máximo.

Bandas	a (W/m ² μ/m ¹)	b (W/m ² μ/m ¹)
3 (Vermelho)	-1,170	204,300
4 (IV - Próximo)	-1,510	206,200
6 (IV - Termal)	1,238	15,303

Fonte: Adaptado de Chander; Markham e Barsi (2007).

A reflectância monocromática de cada banda ($\rho_{\lambda i}$) representa a razão entre o fluxo de radiação refletida por cada banda e o fluxo de radiação incidente, sendo determinada pela Eq. (3) para o *Landsat* 5 e pela Eq. (4) para o *Landsat* 8 (BASTIAANSSEN, 1995; ALLEN; TASUMI; TEREZZA, 2002; SILVA *et al.*, 2016):

$$\rho_{\lambda i} = \frac{\pi \times L_{\lambda i}}{k_{\lambda i} \times \cos Z \times d}, \quad (3)$$

$$\rho_{\lambda i} = \frac{M_{\rho} \times ND + A_L}{\cos Z * \left(\frac{1}{d^2}\right)}, \quad (4)$$

em que: $L_{\lambda i}$ é a radiância espectral de cada banda, que foi determinada na etapa anterior; $k_{\lambda i}$ é a irradiação solar espectral, de cada banda, no topo da atmosfera; Z é o ângulo de elevação do sol; d é inverso do quadrado da distância relativa Terra-Sol e a distância Terra-Sol, em dado dia do ano; M_{ρ} é fator de escala multiplicativo da reflectância para a cada banda, todos esses dados foram obtidos no arquivo de metadados da imagem.

Através do uso dos valores de reflectância é possível gerar diversos índices, dos quais o foco desta pesquisa são: o índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI) e na obtenção da temperatura de superfície.

3.2.2 Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI)

O NDVI é um dos parâmetros que destaca a vegetação, por ele ser determinado através da relação entre a absorção da radiação espectral na banda do vermelho pela clorofila presente nas células vegetais e a relação com a reflectância das folhas na região do infravermelho próximo (PUREVDORJ *et al.*, 1998) conforme a Eq. (5) (TURCKER *et al.*, 1986):

$$NDVI = \frac{\rho_{IV} - \rho_V}{\rho_{IV} + \rho_V}, \quad (5)$$

onde: ρ_{IV} é a reflectância da banda 4 para o *Landsat* 5 e 5 para o *Landsat* 8, e ρ_V é a reflectância da banda 3 para o *Landsat* 5 e 4 para o *Landsat* 8. Segundo Viganó *et al.* (2011), o índice varia

de -1 a +1 em que as superfícies de água ou nuvem são representadas pelos valores negativos, os índices próximos de zero indicam superfície não vegetada ou solo exposto.

A metodologia utilizada para analisar a espacialização do uso do solo pelo NDVI foi a adotada por Bezerra, Moraes e Soares (2018), onde são utilizadas 5 classes temáticas com relação ao valor do índice de vegetação encontrado, identificadas na Tabela 3. Os autores interpretaram os valores de 0,6 a 0,8 como sendo vegetação densa, já para uma vegetação média os valores são de 0,4 a 0,6, e para baixa vegetação nos valores de 0,2 a 0,4, a classe de solo exposto pode ser classificada entre os valores de 0 a 0,2 por fim, a faixa que representa a presença de água contém os valores negativos da classificação.

Tabela 3. Classes do NDVI para uso e ocupação do solo.

Classes temáticas	Intervalo NDVI
Água	< 0
Solo exposto	0 a 0,2
Vegetação baixa	0,2 a 0,4
Vegetação média	0,4 a 0,6
Vegetação densa	0,6 a 0,8

Fonte: Adaptado de Bezerra; Moraes e Soares (2018).

3.2.3 Temperatura da superfície

A Temperatura de Superfície (T_s) é determinada a partir da utilização da radiância espectral da banda termal do sensor em questão e da emissividade (ε_{NB}), que é a razão entre a energia emitida pela superfície de uma determinada matéria e a energia emitida pelo corpo negro na mesma temperatura (BASTIAANSSEN, 1995; MATOS *et al.*, 2015; MATOS; CANDEIAS; AZEVEDO, 2016). A Eq. (6) representa a temperatura de superfície e é dada por:

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{\varepsilon_{NB} \times K_1}{L_\lambda} + 1\right)}, \quad (6)$$

onde K_1 e K_2 são constantes de calibração da banda termal, onde para o *Landsat 5* correspondem a $607,76 \text{ W m}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$ e $1260,56\text{K}$, respectivamente; já para o *Landsat 8* as constantes de calibração estão disponibilizadas no arquivo metadados.

Para determinação da emissividade da banda termal (ε_{NB}) de cada *pixel*, calculada em função do IAF e do NDVI através da Eq. (6) em que os *pixels* com $\text{IAF} \geq 3$ foi adotado um valor de $\varepsilon_{NB}=0,98$ e para corpos d'água ($\text{NDVI} < 0$) a $\varepsilon_{NB}=0,99$, ou para $\text{NDVI} > 0$ e $\text{IAF} < 3$ a emissividade é obtida através da Eq. (7) (ALLEN; TASUMI; TEREZZA, 2002):

$$\varepsilon_{NB} = 0.97 + 0.0033 \times IAF, \quad (7)$$

onde IAF é o Índice de Área Foliar, um indicador de biomassa obtido para cada *pixel*; tal índice é definido pela razão da área foliar da vegetação por unidade de área utilizada por ela, sendo determinado empiricamente pela Eq. (8) (ALLEN; TASUMI; TEREZZA, 2002):

$$IAF = -\frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91}. \quad (8)$$

O SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index* – índice de Vegetação Ajustada para o efeito do Sol) é um indicador de vegetação que objetiva diminuir os efeitos do “*background*” do solo, segundo Huete (1988), através da Eq. (9):

$$SAVI = \frac{(1 + L) \times (\rho_{IV} - \rho_V)}{(L + \rho_{IV} + \rho_V)}, \quad (9)$$

onde L é uma constante que depende do tipo de solo, em que o valor mais utilizado é o 0,5 (MOREIRA, 2009; SANTOS, 2011).

3.2.4 Correlação entre NDVI e temperatura de superfície

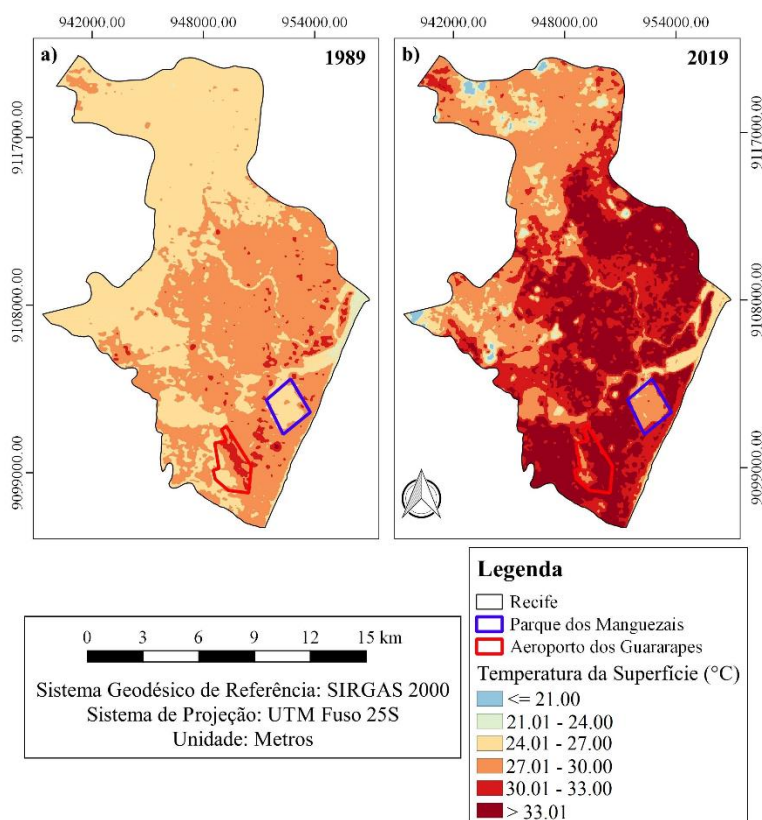
Para análise da correlação entre os dois parâmetros estudados, temperatura da superfície e NDVI, foi gerada, de forma aleatória, uma malha de 10.000 pontos que atendessem toda a área estudada possibilitando a extração dos valores das imagens *raster* (Temperatura da Superfície e NDVI). Extraído os valores dos dois parâmetros foi calculado o Coeficiente de Variação (CV) com o objetivo de identificar a homogeneidade das amostras, o intuito desta etapa é identificar se as variáveis são ou não paramétricas, e assim aplicar o melhor método de correlação. O prosseguimento desta etapa se deu aplicando o método de correlação que atendessem as particularidades dos dados; coeficiente correlação de Pearson, caso os dados apresentassem uma relação linear, ou coeficiente de correlação de postos Spearman, se as amostras tiverem ou não uma relação linear. O objetivo desta análise é observar qual a intensidade que existe entre a relação das duas variáveis que são abordadas neste trabalho, em que o coeficiente de correlação varia de -1 a 1. O sinal indica a direção do relacionamento entre as variáveis, o coeficiente negativo indica que a correlação é inversa, à medida que um dos parâmetros analisados aumenta o outro diminui (FIGUEIREDO FILHO; SILVA JÚNIOR, 2009).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Ilhas de Calor

A Figura 3 apresenta os resultados para as cartas temáticas obtidas para a Temperatura da Superfície entre os anos de 1989 e 2019. De forma geral, as áreas que apresentam valores mais elevados podem ser identificadas como as áreas mais urbanizadas da cidade nas diferentes épocas abordadas. É possível perceber um aumento em área da temperatura de superfície quando são comparados os anos de 1989 (Figura 3a) e 2019 (Figura 3b). Os valores máximos para temperatura de superfície foram de 36,68 °C para 2019 e 31,98 °C para 1989, ambos encontrados para a área onde está localizado o Aeroporto dos Guararapes, destacada pelo polígono vermelho na Figura 3.

Figura 3. Cartas temáticas de Temperatura da Superfície (°C) para os anos de 1989 (a) e 2019 (b).



Fonte: Os autores (2020).

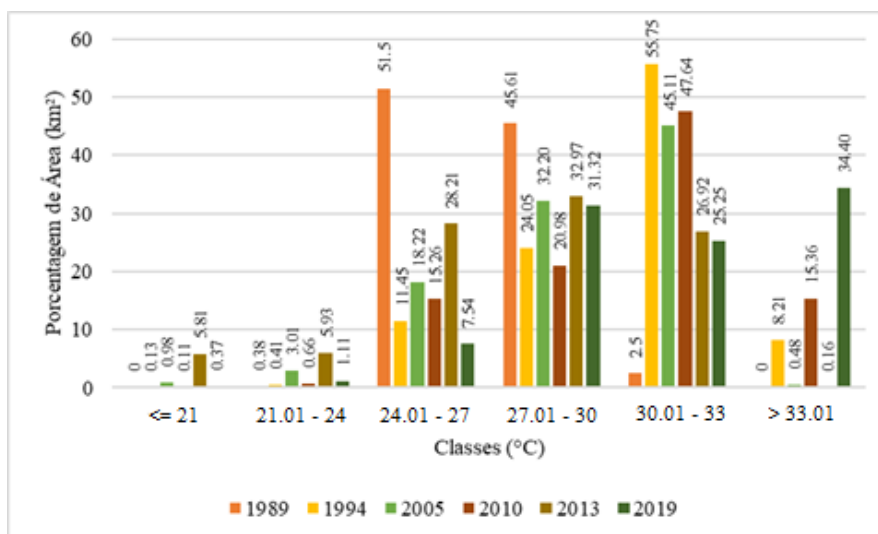
A análise espacial da carta de temperatura para o ano de 1989 (Figura 3a) permite identificar a predominância da classe de temperaturas entre 24.01 – 27.00 (°C), nas áreas menos populosas da cidade do Recife e que apresentam algumas reservas florestais, e 27.01 – 30.00

(°C), que representa a área urbanizada da cidade. As temperaturas menores que 21 °C não são encontradas para este ano, já as da classe entre 18.01 – 21.00 °C são observadas como sendo a presença de água, sendo elas o rio Capibaribe e o porto do Recife.

De modo constante, para o ano de 2019 (Figura 3b), a classe que representa as áreas urbanizadas passa a ter temperaturas acima de 33.01 °C, valores elevados de temperatura também foram encontrados, através de medições em estações, por Nóbrega, Santos e Moreira (2016) quando analisados os principais bairro da cidade. As áreas de preservação, que antes apresentavam temperaturas entre 24.01 – 27.00 (°C), sofreram um aumento para a classe de 27.01 – 30.00 (°C). Foi mantido a temperatura apresentada em 1989 apenas para as áreas na presença de água. As áreas que apresentam temperaturas menores que 24 °C podem ser interpretadas, em sua maioria, como presença de sombra na imagem.

A Figura 4 traz em formato de gráfico de barras a quantificação, em termos de área (km²), das classes obtidas no mapa de Temperatura da Superfície (Fig. 3) para os anos estudados. Os resultados indicam que a classe que sofreu a maior variação com relação aos 6 intervalos estudados foi a que contém temperaturas acima de 33.01 (°C). Para o ano de 1989 não houve aumento percentual significativo de área para a temperatura. Em 2005 e 2013 foram apresentadas áreas pouco expressivas, por outro lado, os anos de 1994, 2010 e 2019 demonstraram um padrão de crescimento onde a porcentagem de área dobrou. Em se tratando de diminuição de área, quando analisados os anos extremos da série temporal (1989 e 2019), as classes mais afetadas foram as de temperaturas mais amenas (24.01° – 27.00° e 27.01° – 30.00°) onde a diminuição, em termos de porcentagem de área, foi de 43,96% e 14,29%, respectivamente. O comportamento quanto a temperaturas mais amenas para os anos de 2005 e 2013 podem estar relacionados com a data de aquisição das imagens, pois ambas foram obtidas em meses chuvosos.

Figura 4. Evolução das Áreas (km²) com relação a Temperatura da Superfície, em porcentagem.



Fonte: Os autores (2020).

Os resultados obtidos por Moreira e Galvêncio (2007) reafirmam os valores de temperatura encontrados neste estudo, onde as áreas de temperaturas mais elevadas são encontradas na região do Aeroporto com temperaturas superiores a 33.01 °C, e áreas com temperaturas mais baixas, entre 24.01 – 27.00 (°C) podem ser encontradas em áreas de preservação ambiental como é o caso do Parque dos Manguezais, área destacada pelo polígono azul na Figura 3. Sendo assim, a região do Aeroporto pode ser classificada como ilha de calor e a área do Parque dos Manguezais pode ser classificada como ilha de frescor, tendo em vista que a região ao redor do parque sofreu um aumento de 6° no intervalo de 30 anos enquanto o próprio parque sofreu uma alteração de 3°.

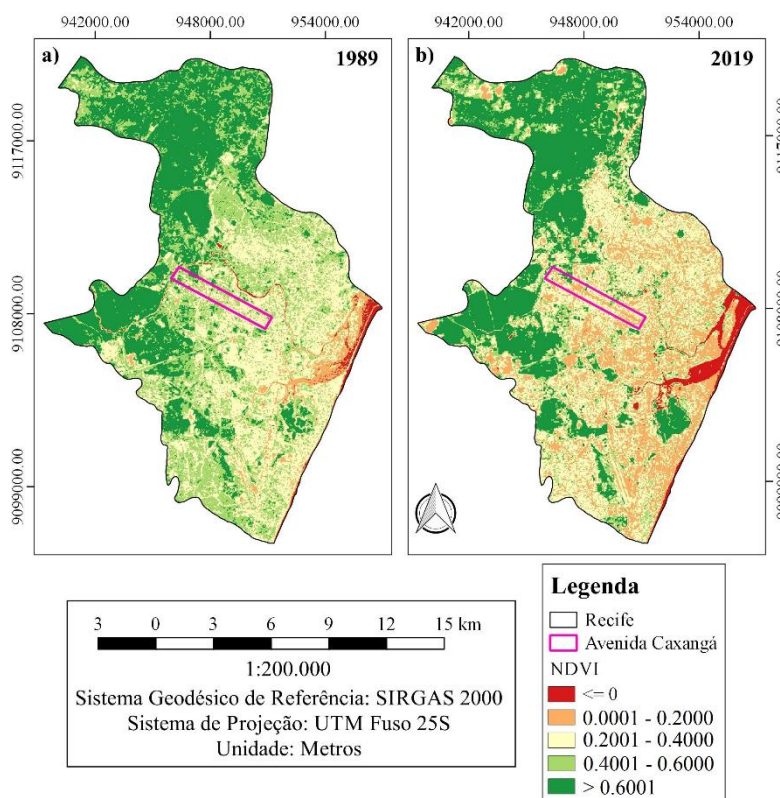
4.2 NDVI

A Figura 5 apresenta as cartas temáticas geradas para o NDVI através da comparação entre 1989 e 2019. Os resultados indicam o crescimento das áreas classificadas como solo exposto (0 – 0,2), com ênfase para esta classe em 2019. É possível interpretar que houve a supressão de áreas vegetadas no extremo sul e no centro da cidade; a identificação clara do Rio Capibaribe só se faz presente no mapa de 1989 (Figura 5a), podendo ter causas associadas à proximidade das áreas construídas e até a poluição consequente da expansão urbana comparada com 2019 (Figura 5b).

Analisando o mapa de NDVI para o ano de 2019 (Figura 5b) é possível perceber o crescimento urbano que ocorreu quando comparado com 1989 (Figura 5a), sendo assim intensificado a transformação das superfícies que antes eram vegetadas e passando a ser

impermeabilizadas, como é o caso da feição identificada em rosa na Figura 5a e b que representa uma das maiores avenidas em linha reta do país, denominada de Avenida Caxangá.

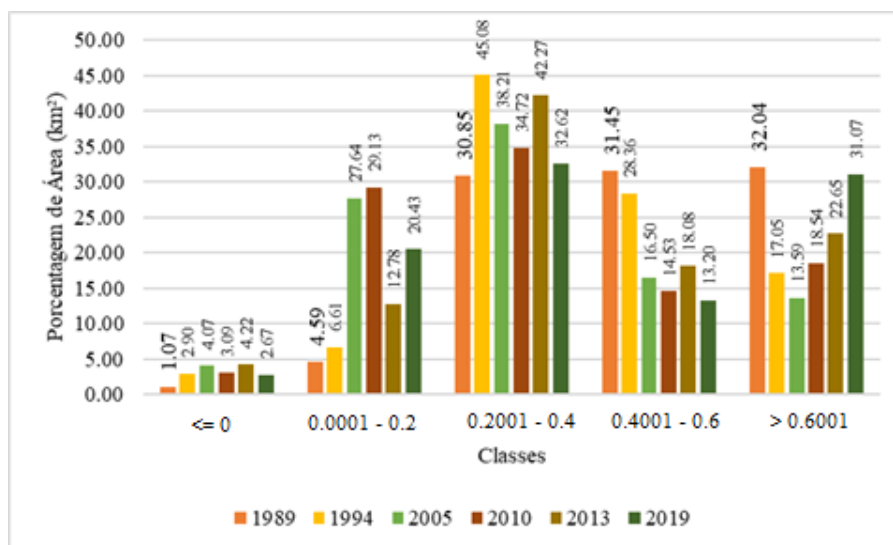
Figura 5. Carta temática de NDVI para os anos de 1989 (a) e 2019 (b).



Fonte: Os autores (2020).

A Figura 6 apresenta a distribuição, em percentual de área (km²), das classes do NDVI para a cidade do Recife nos anos estudados. Analisando os percentuais de área é possível identificar a diminuição anual que ocorreu quando se trata da classe de vegetação média, onde sua área praticamente foi reduzida pela metade quando explorados os anos extremos da série. Para o ano de 1989 é possível identificar que havia grandes áreas classificadas como presença de vegetação chegando a ocupar mais de 90% da área total da cidade, onde 30,85% foram classificadas como vegetação baixa, 31,45% como vegetação média e 32,04% como vegetação densa, a classe de solo exposto contabilizou apenas 4,59%. Quando observada a classe de vegetação densa foi identificado um decréscimo em relação ao ano anterior à 2010, detectando uma variabilidade alterada até chegar em 2019 apresentando um quantitativo de área semelhante ao apresentado no ano de 1989.

Figura 6. Evolução das Áreas (km²) com relação ao NDVI, em porcentagem.



Fonte: Os autores (2020).

4.3 Variação temporal do NDVI e Temperatura da superfície

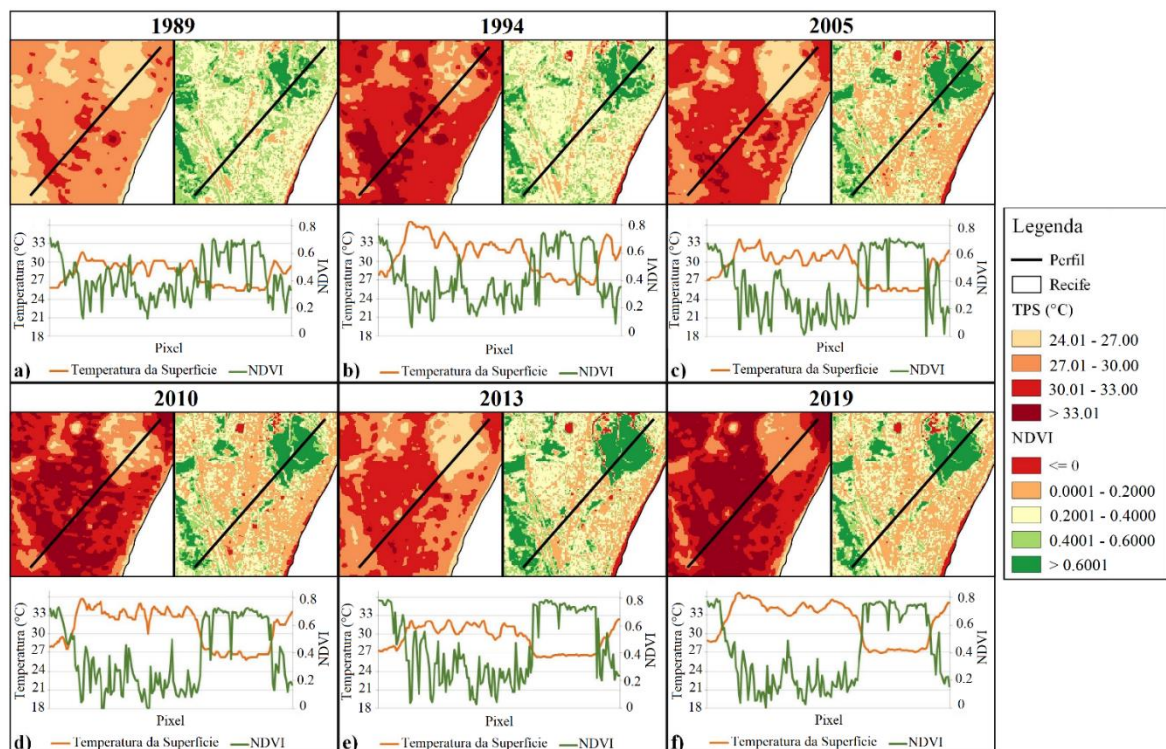
A variação dos dois parâmetros, NDVI e Temperatura da superfície, durante o período de 30 anos, foi processada através da série temporal contendo quatros anos distintos, além dos extremos abordados anteriormente. Os resultados obtidos são apresentados na Figura 7, os quais apresentam os anos de 1989, 1994, 2005, 2010, 2013 e 2019 (Figura 7a, b, c, d, e, f, respectivamente), juntamente com o mesmo perfil longitudinal e valores para cada ano. O comportamento do NDVI e da Temperatura da superfície apresentam um comportamento similar para os anos estudados. A relação dos dois é considerada inversa sendo possível identificar o aumento gradativo da temperatura com o passar dos anos e o processo de transformação da cobertura vegetal para a mesma região.

Observando o perfil selecionado é plausível identificar o processo de formação das ilhas de calor no decorrer dos anos. Para os três primeiros (Figura 7a, b, c) houve a presença deste fenômeno mais ao sul do perfil traçado, onde está localizado o Aeroporto da cidade, tal fenômeno pode ser justificado através da alteração do uso do solo como visto pelo aumento das áreas em laranja (0.0001 – 0,2) nos dados do NDVI. O processo das ilhas de calor sofre uma alteração, quando analisados os anos posteriores (Figura 7d, f) onde fica difícil identificar ilhas de temperaturas elevadas quando todo seu entorno também está na mesma faixa de temperatura, passando a ser possível detectar as ilhas de frescor que podem ser localizadas mais ao norte do perfil, região onde está situado o Parque dos Manguezais.

É possível perceber através da Figura 7 que existem alguns comportamentos padrões e que chamam a atenção conforme sua variabilidade, como é o caso da relação de temperatura

apresentada na Figura 7b e 7c onde era esperado que houvesse um aumento de áreas com temperaturas mais elevadas levando em consideração que o NDVI aumentou, porém como as imagens foram obtidas para períodos de precipitação distintos (Tabela 1), onde o critério de escolha das imagens foi com relação a presença de nuvens na mesma bem como sua disponibilidade. Destaca-se ainda que em 2010 (Figura 7d) os valores de temperatura são bastante elevados apresentando baixos valores de NDVI e em 2013 (Figura 7e) foram detectadas temperaturas mais amenas e valores altos de NDVI, ou seja, confirmando a hipótese de padrão esperado, onde à medida em que um fator aumenta o outro diminui.

Figura 7. Recorte do perfil longitudinal para os dados de NDVI e Temperatura da Superfície (°C); são apresentados os resultados para os anos, em a) 1989, b) 1994, c) 2005, d) 2010, e) 2013 e f) 2019.

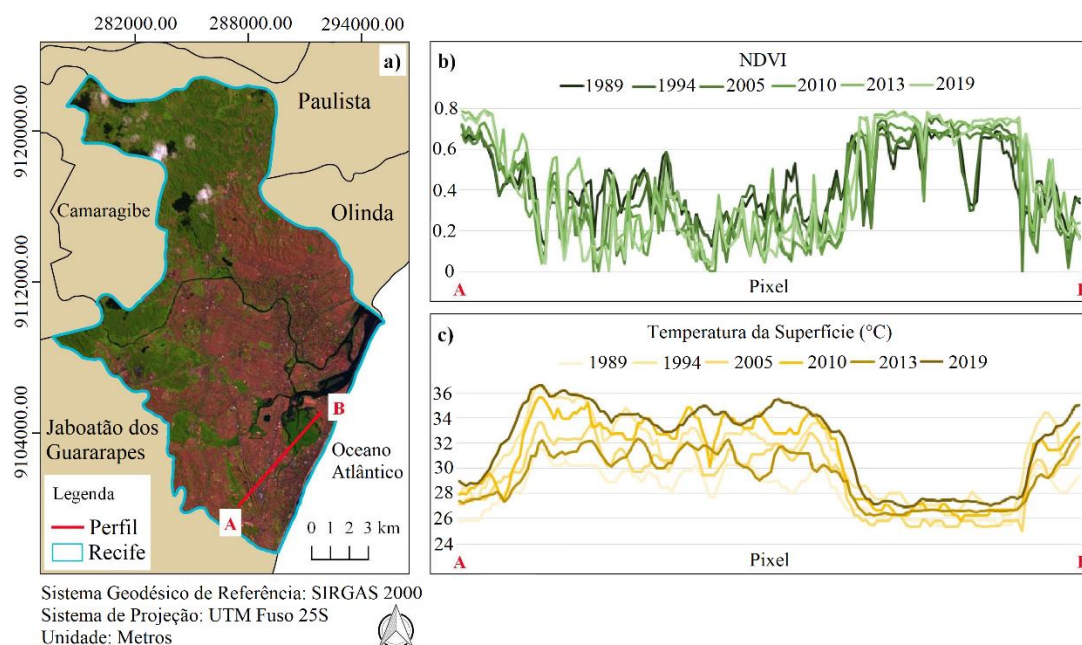


Fonte: Os autores (2020).

Oliveira, Ganem e Baptista (2017), em um estudo sobre a relação do sequestro do carbono e a temperatura da superfície aplicado a grandes metrópoles como São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte e Brasília, interpretaram a correlação que existe entre temperaturas elevadas e a ausência de vegetação. Tal afirmativa também é aplicável ao estudo de caso da cidade do Recife, onde as áreas classificadas como vegetação densa ($> 0,6001$) apresentaram temperaturas mais amenas podendo estas serem identificadas como ilhas de frescor.

A partir de uma análise com todos os resultados sobrepostos (Figura 8), apresentados por meio de um transecto (Figura 8a), é possível observar a variação da temperatura em relação aos anos estudados com um acréscimo quase que constante de 2 °C em todo o perfil (Figura 8c), mantendo uma variação menor que 1 °C nas áreas onde os valores do NDVI (Figura 8b) são os mais altos (no ponto A e área mais próxima ao ponto B). Ao longo de todo o transecto é notória a relação inversa que existe entre as duas variáveis, resultados semelhantes foram encontrados por Oliveira, Ganem e Baptista (2017).

Figura 8. Perfil longitudinal na cidade do Recife, onde em a) temos a representação do perfil obtido, em b) o gráfico com a série obtida para valores de NDVI, e em c) gráfico da Temperatura da superfície (°C) obtidas para todos os anos abordados.



Fonte: Os autores (2020).

4.4 Correlação entre NDVI e temperatura superficial

De acordo com a metodologia (item 3.2.4) a análise estatística dos dados para os anos extremos estudados (1989 e 2019), fez uso da correlação de Spearman (r). A análise bilateral foi testada em nível de significância de 1%, adotando como hipótese nula o pressuposto que o resultado estatístico da correlação foi obtido por coincidência devido a flutuações probabilísticas, e sua hipótese alternativa considera uma real similaridade. A correlação obtida para o ano 1989 foi de (r) = -0,72 representando uma correlação forte negativa; o ano de 2019 apresentou uma correlação de (r) = -0,59 sendo ela moderada negativa, ambas correlações obtiveram um p-valor igual a zero ou seja, menor que o nível de significância adotado no estudo, assim rejeitando a hipótese nula e aceitando a hipótese alternativa, ou seja, afirmando que existe

uma real similaridade na correlação. A variação no valor de correlação obtido para o ano de 2019, quando comparado ao ano de 1989, pode ser interpretada pela presença de fatores externos a este trabalho. Zhang *et al.* (2020), avaliando a correlação e os efeitos de defasagem entre o NDVI e fatores climáticos e antrópicos em uma área da China, encontraram uma correlação negativa entre o índice de vegetação e a temperatura, indicando que o aumento da temperatura impactou negativamente na dinâmica da vegetação em conjunto com fatores antrópicos como por exemplo, o aumento das construções. Em um estudo feito por Lotufo *et al.* (2020) para verificar a influência das queimadas na resposta espectral do NDVI, em um parque estadual no Mato Grosso, também foram obtidos coeficientes de correlação negativos quando avaliados com a Temperatura da Superfície, corroborando com os dados estatísticos encontrados no presente estudo.

5 CONCLUSÃO

Este estudo fez uso de técnicas de processamento digital de imagens aplicadas nas imagens dos satélites *Landsat* 5 e 8 com a finalidade de se obter a variabilidade dos parâmetros NDVI e temperatura de superfície. O conjunto de dados abrangeu um intervalo de 30 anos, de 1989 a 2019, considerando a cidade do Recife como estudo de caso. A abordagem estatística foi feita utilizando a correlação de Spearman (modelo de correlação não-paramétrico). As principais conclusões encontradas foram:

- i. Com relação aos extremos do período abordado, o ano de 2019 apresentou as temperaturas mais elevadas, quando comparadas ao ano de 1989, chegando a alcançar valores próximos a 37 °C. Em contrapartida, para 1989 os valores mais altos de temperatura foram próximos de 32 °C. Em termos de variabilidade espacial em km², a cidade do Recife sofreu um crescimento de 34% nas temperaturas acima de 33.01°C, vindo a diminuir em aproximadamente 44% os locais que antes possuíam temperaturas mais amenas como as do grupo entre 24.01 °C a 27 °C.
- ii. Para a classe de vegetação densa os valores obtidos de NDVI se comportaram de forma parecida, não passando de 1% entre os anos extremos nas áreas consideradas de preservação ambiental ou propriedades situadas na parte menos urbanizada da cidade. A classe que mais sofreu variação foi a representada pelos valores de 0.0001 - 0,2 (solo exposto), onde a porcentagem de área foi quadruplicada com relação aos anos extremos (1989 e 2019), saltando em torno de 5% para 21%. Em contrapartida, a classe de vegetação média sofreu uma diminuição de 18%.
- iii. Através da análise estatística e perfis adotados foi possível afirmar que houve uma correlação inversa entre os parâmetros considerados (NDVI e Temperatura da Superfície), onde os coeficientes obtidos foram de intensidade forte negativa

($\rho = -0,72$) e moderada negativa ($\rho = -0,59$) para os anos de 1989 e 2019, respectivamente.

- iv. Através da série temporal utilizada foi possível detectar e verificar a variabilidade tanto das Ilhas de Calor Urbanas quanto das Ilhas de Frescor. Uma das dificuldades encontradas foi em identificar as bordas das ICU em áreas mais densas da cidade do Recife. Por fim, destaca-se que o aumento da temperatura superficial durante os 30 anos estudados foi considerado alto.

AGRADECIMENTOS

O primeiro autor agradece a bolsa de mestrado apoiada pelo projeto 23076.033077/2018-58/FADE/UFPE/Prefeitura de Caruaru, o segundo autor agradece o apoio ao projeto 310452/2018-0/PQ/CNPq e o último autor agradece a bolsa de mestrado apoiada pela CAPES.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALLEN, R.G., TASUMI, M; TEREZZA. R. SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land) – **Advanced Training and User Manual** – Idaho Implementation, version 1.0, 2002.

AMORIM, M. C. DE C. T.; DUBREUIL, V.; CARDOSO, R. DOS S. Modelagem espacial da ilha de calor urbana em Presidente Prudente (SP) – Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 16, p. 29–45, Jan/Jul 2015. ISSN. 2237-8642.

ARNFIELD, A. J. Two decades of urban climate research: A review of turbulence, exchanges of energy and water, and the urban heat island. **International Journal of Climatology**, v. 23, n. 1, p. 1–26, Jan 2003. DOI. 10.1002/joc.859.

ARYA, S. P. **Air Pollution Meteorology and Dispersion**, 2 ed. San Diego, California, USA: Academic Press, 2001.

BARROS, H. R.; LOMBARDO, M. A. A ilha de calor urbana e o uso e cobertura do solo em São Paulo-SP. **Geosp – Espaço e Tempo (Online)**, v. 20, n. 1, p. 160–177, Jan/ Apr 2016. ISSN. 2179-0892.

BASTIAANSEN, W. **Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain**. Netherlands: Wageningen, 1995.

BEZERRA, P. E. S.; MORAES, E. T. I. DE; SOARES, I. R. DA C. Análise da Temperatura de Superfície edo Índice de Vegetação no Município de Belém na Identificação das Ilhas de Calor. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 70, n. 3, p. 803–818, Out 2018. DOI. <https://doi.org/10.14393/rbcv70n3-45701>.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. L.; BARS, J. A. Revised Landsat-5 Thematic Mapper Radiometric Calibration. **IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS**, v. 4, n. 3, p. 490–494, Jul 2007. DOI. 10.1109/LGRS.2007.898285.

CHEN, X. L.; ZHAO, H. M.; LI, P. X.; YIN, Z. Y. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. **Remote Sensing of Environment**, v. 104, n. 2, p. 133–146, Sep 2006. DOI. 10.1016/j.rse.2005.11.016.

COMPAORÉ, H.; HENDRICKX, J. M.; HONG, S.; FRIESEN, J.; VAN DE GIESEN, N. C.; RODGERS, C.; SZARZYNSKI, J.; VLEK, P. L. G. Evaporation mapping at two scales using optical imagery in the White Volta Basin, Upper East Ghana. **Physics and Chemistry of the Earth**, v.33, p.127-140, May 2008. DOI. 10.1016/j.pce.2007.04.021.

COSTA, D. F. DA; SILVA, H. R.; PERES, L. D. F. Identificação de ilhas de calor na área urbana de Ilha Solteira - SP através da utilização de geotecnologias. **Eng. Agríc., Jaboticabal**, v. 30, n. 5, p. 974–985, Apr 2010. DOI. 10.1590/S0100-69162010000500019.

DANCEY, C. P.; REIDY, J. Estatística Sem Matemática para Psicologia: Usando SPSS para Windows. Porto Alegre, **Artmed**, 2006.

FIGUEIREDO FILHO, D. B.; SILVA JÚNIOR, J. A. DA. Desvendando os mistérios do coeficiente de correlação de Pearson (r). **Revista Política Hoje**, v. 18, n. 1, p. 115–146, 2009.

FRANÇA, L. M. DE A.; SANTOS, M. S. DOS; LINS, T. M. P.; PEREIRA, J. A. DOS S.; GALVÍNCIO, J. D. Análise do desconforto térmico causado pela ilha de calor urbana em um bairro do Recife-PE utilizando sensoriamento remoto. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - SBSR, 17, 2015, João Pessoa-PB, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 5842–5849.

GALLO, K. P.; TARPLEY, J. D.; MCNAB, A. L.; KARL, T. R. Assessment of urban heat islands: a satellite perspective. **Atmospheric Research**, v. 37, n. 1–3, p. 37–43, Jul 1995. DOI. 10.1016/0169-8095(94)00066-M.

GAMARRA, N. L. R.; CORRÊA, M. D. P.; TARGINO, A. C. D. L. Utilização de sensoriamento remoto em análises de albedo e temperatura de superfície em Londrina – PR: contribuições para estudos de ilha de calor urbana. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 29, n. 4, p. 537–550, Oct/ Dec 2014. DOI. 10.1590/0102-778620130671.

HUETE, A. R. A. Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 1, p. 295–309, Aug 1988. DOI. 10.1016/0034-4257(88)90106-X.

IBGE. **IBGE divulga as Estimativas de População dos municípios para 2018**. 2018.

IMHOFF, M. L.; ZHANG, P.; WOLFE, R. E.; BOUNOUA, L. Remote sensing of the urban heat island effect across biomes in the continental USA. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, p. 504–513, Mar 2010. DOI. 10.1016/j.rse.2009.10.008.

KÖPPEN, W. Sistema Geográfico dos Climas. **Notas e Comunicações de Geografia**. n. 12, p. 4-29. Tradução Antônio Carlos de Barros Correa, 2004.

LIMA, V.; AMORIM, M. C. DE C. T. A utilização de informações de temperatura da superfície, do NDVI e de temperatura do ar na análise de qualidade ambiental urbana. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - SBSR, 15, 2011, Curitiba-PR, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 1028–1035.

LIU, L.; ZHANG, Y. Urban heat island analysis using the landsat TM data and ASTER Data: A case study in Hong Kong. **Remote Sensing**, v. 3, n. 7, p. 1535–1552, Jul 2011. DOI. 10.3390/rs3071535.

LO, C. P.; QUATTROCHI, D. A. Land-use and land-cover change, urban heart island phenomenon, and health implication: A remote sensing approach. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 69, n. 9, p. 1053–1063, Sep 2003. DOI. 10.14358/PERS.69.9.1053.

LOTUFO, J. B. DA S.; MACHADO, N. G.; TAQUES, L. DE M.; MÜTZENBERG, D. M. DE S.; NETO, N. L.; BIUDES, M. S. Índices Espectrais e Temperatura de Superfície em Áreas Queimadas no Parque Estadual do Araguaia em Mato Grosso. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 02, p. 648–663, Apr 2020. DOI. 10.26848/rbgf.v13.2.p648-663.

MANLEY, G. On the frequency of snowfall in metropolitan England. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 84, p. 70–72, Aug 1958. DOI. 10.1002/qj.49708435910.

MARKHAM, B. L.; BAKER, J. L. Thematic mapper bandpass solar exoatmospherical irradiances, Int. **Journal of Remote Sensing**, v. 8, n. 3, p. 517– 523, Apr 1987. DOI. 10.1080/01431168708948658.

MATOS, R. C. DE M.; CANDEIAS, A. L. B.; AZEVEDO, J. R. G.; HATTERMANN, F. F.; KOCH, H.; KLEINSCHMI, B. Análise multitemporal do albedo, NDVI e temperatura no entorno do reservatório de Itaparica – PE: anos de 1985 e 2010. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 3, n. 67, p. 545–554, May/ Jun 2015. DOI.

MATOS, R. C. DE M.; CANDEIAS, A. L. B.; AZEVEDO, J. R. G. DE. Estimativas do saldo de radiação instantâneo no entorno do reservatório de Itaparica – PE com uso de imagens orbitais. **Revista Brasileira de Cartografia**, p. 641–654, 2016.

MOREIRA, E. B. M. **Variação espacial e multitemporal das temperaturas da superfície na Cidade do Recife**. 97 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Departamento de Ciências Geográficas, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2009.

MOREIRA, E. B. M. **Balanco de energia e evapotranspiração na cidade do Recife-PE por sensoriamento remoto**. 155 f. Tese (Doutorado em Geografia) - Departamento de Ciências Geográficas, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2014.

MOREIRA, E. B. M.; GALVÍNCIO, J. D. Espacialização das temperaturas à superfície na cidade do Recife, utilizando imagens TM–LANNDSAT 7. **Revista de Geografia (Recife)**, v. 24, n. 3, p. 101–115, Sep/ Dec 2007.

MOREIRA, E. B. M.; NÓBREGA, R. S.; SILVA, B. B. DA; RIBEIRO, E. P. O modelo SEBAL para estudos de clima intraurbano: aplicação em Recife, Pernambuco, Brasil. **RA’EGA - O Espaço Geográfico em Análise**, v. 39, p. 247–265, Apr 2017. DOI. 10.5380/raega.v39i0.45691.

MOREIRA, E. B. M.; NÓBREGA, R. S. Identificação do fenômeno ilhas de calor na área urbana do Recife-PE, através do canal infravermelho termal do satélite Landsat 5. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 15, 2011, Curitiba-PR, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 0768–0775.

NÓBREGA, R. S.; LEMOS, T. V. DA S. O microclima e o (des)conforto térmico em ambientes abertos na cidade do Recife. **Revista de Geografia (UFPE)**, v. 28, n. 1, p. 93–109, Jul 2011.

NÓBREGA, R. S.; SANTOS, P. F. C. DOS; MOREIRA, E. B. M. Variação diurna-noturna das ilhas de calor na cidade do Recife – PE. In: Simpósio Brasileiro de Climatologia Geográfica - SBCG, 12, 2016, Goiânia-GO, Brasil, **Anais...** ABClimate, 2016. p. 1718–1729.

OKE, T. R. City size and the urban heat island. **Atmospheric Environment Pergamon Press**, v. 7, p. 769–779, Aug 1973. DOI. 10.1016/0004-6981(73)90140-6.

OLIVEIRA, M. T. DE; GANEM, K. A.; BAPTISTA, G. M. de M. Análise sazonal da relação entre sequestro de carbono e ilhas de calor urbanas nas metrópoles de São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte E Brasília. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 4, p. 807–825, Apr 2017.

PENG, S.; PIAO, S.; CIAIS, P.; FRIEDLINGSTEIN, P.; OTTLE, C.; BRÉON, F. M.; NAN, H.; ZHOU, L.; MYNENI, R. B. A. Surface urban heat island across 419 global big cities. **Environmental Science and Technology**, v. 46, n. 2, p. 696–703, Dec 2012. DOI. 10.1021/es2030438.

SECTMA - Secretaria de Ciência Tecnologia e Meio Ambiente. Atlas de bacias hidrográficas de Pernambuco. Recife: SECMA, 2006.

PUREVDORJ, T. S., TATEISHI, R., ISHIYAMA, T., & HONDA, Y. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, n. 18, p. 3519–3535, Nov 1998. DOI. 10.1080/014311698213795.

SANTOS, T. O. DOS. **Identificação de ilhas de calor em Recife-PE por meio de sensoriamento remoto e dados meteorológicos de superfície**. 90 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Departamento de Engenharia Agrícola, Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2011.

SENA, C. A. P.; FRANÇA, J. R. A.; PERES, L. F. Estudo da ilha de calor na região metropolitana do Rio de Janeiro usando dados do MODIS. **Anuario do Instituto de Geociencias - UFRJ**, v. 37, n. 2, p. 111–122, Dec 2014. DOI. 10.11137/2014_2_111_122.

SILVA, B. B.; BRAGA, A. C.; OLIVEIRA, L. M. M.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; BARBOSA JUNIOR, B. Procedures for calculation of the albedo with OLI-Landsat 8 images: Application to the Brazilian semi-arid. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.20, n.1, p. 3 - 8, Jan 2016. DOI. 10.1590/1807-1929/agriambi.v20n1p3-8.

SOUZA, D. O. DE. **Influência da ilha de calor urbana das cidades de Manaus e Belém sobre o microclima local**. 219 f. Tese (Doutorado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2012.

STATHOPOULOU, M.; CARTALIS, C. Downscaling AVHRR land surface temperatures for improved surface urban heat island intensity estimation. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 12, p. 2592–2605, Dec 2009. DOI. 10.1016/j.rse.2009.07.017.

SUN, C. Y.; BRAZEL, A. J.; CHOW, W. T. L.; HEDQUIST, B. C.; PRASHAD, L. Desert heat island study in winter by mobile transect and remote sensing techniques. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 98, n. 3–4, p. 323–335, Feb 2009. DOI. 10.1007/s00704-009-0120-2.

TEIXEIRA, D. C. F.; AMORIM, M. C. DE C. T.; DUBREUIL, V. Modelagem da ilha de calor urbana para cidade pequena (Rancharia-SP) a partir de imagens do satélite Landsat 7 e de medidas da temperatura do ar. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 17, 2015, João Pessoa-PB, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 3181–3188.

TURCKER, C. J.; FUNG, I. Y.; KEELING, C. D.; GAMMON, R. H. Relationship between atmospheric CO₂ variations and a satellite-derived vegetation index. **Nature**, v. 319, p. 195–199, Jan 1986. DOI. 10.1038/319195a0.

VIGANÓ, H. A.; BORGES, E. F.; FRANCA-ROCHA, W. DE J. S. Análise do desempenho dos Índices de Vegetação NDVI e SAVI a partir de imagem Aster. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 15, 2011, Curitiba-PR, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 1828–1834.

YUAN, F.; BAUER, M. E. Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 106, n. 3, p. 375–386, Feb 2007. DOI. 10.1016/j.rse.2006.09.003.

ZHANG, P.; CAI, Y.; YANG, W.; YI, Y.; YANG, Z.; FU, Q. Contributions of climatic and anthropogenic drivers to vegetation dynamics indicated by NDVI in a large dam-reservoir-river system. **Journal of Cleaner Production**, v. 256, p. 120477, May 2020. DOI. 10.1016/j.jclepro.2020.120477.

3 ARTIGO 2 - A INFLUÊNCIA DA RESOLUÇÃO ESPACIAL DA PRECIPITAÇÃO POR SENSORIAMENTO REMOTO PARA REVELAR EVENTOS EXTREMOS NO NORDESTE DO BRAZIL

THE REMOTE SENSING RAINFALL SPATIAL RESOLUTION INFLUENCE TO UNMASK EXTREME EVENTS IN NORTHEAST OF BRAZIL

RESUMO

Esta contribuição apresenta a influência da resolução espacial em amostras de precipitação para revelar eventos extremos no Agreste Pernambucano, nordeste do Brasil. Entre os materiais utilizados estão os dados de precipitação (1998 a 2019) do *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM), *Climatic Research Unit* (CRU) e estações meteorológicas. No processo de validação das séries temporais de precipitação com as estações meteorológicas, os dados do TRMM apresentaram uma correlação de *Pearson* forte (0.86 - 0.90) e os do CRU moderada (0.71 – 0.76). O viés relativo (RB) e a razão do desvio padrão de observação (RSR) também foram calculados para identificar a tendência dos dados, os quais apresentaram superestimação para as duas fontes. Os eventos extremos foram identificados através do cálculo do *Standardized Precipitation Index* (SPI), onde o TRMM com correlação forte (0.80 - 0.91) obteve um desempenho superior aos dados do CRU. Os dados do TRMM foram selecionados para entender os eventos extremos de seca na área de estudo, onde os municípios com altitudes acima de 500m obtiveram valores máximos de probabilidade de ocorrência com 19%. Por outro lado, para os eventos extremos de umidade, a máxima obtida foi de 14% para aqueles com altitudes menores que 200m.

Palavra-chave: Precipitação; Extremos Climáticos; TRMM; CRU; SPI.

ABSTRACT

This work presents the influence of the spatial resolution on precipitation samples to understand extreme events in the Agreste region of Pernambuco, northeast of Brazil. Among the materials used, the following sources of precipitation data (1998 to 2019) can be cited: The Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM), the Climatic Research Unit (CRU), and weather stations. In the process of validating the precipitation time series with the weather stations, the TRMM data showed a strong Pearson correlation (0.86 - 0.90) and the CRU data a moderate one (0.71 - 0.76). The relative bias (RB) and the standard deviation of observation ratio (RSR) were also calculated to identify the data's trend, which showed an overestimation for both sources. The extreme events were identified through the calculation of the Standardized Precipitation Index (SPI), where the TRMM with strong correlation (0.80 - 0.91) obtained a better performance than the CRU data. The TRMM data were selected to understand the extreme drought events in the study area, where the cities with altitudes above 500m obtained maximum values of probability of occurrence with 19%. Conversely, for extreme humidity events, the maximum obtained was 14% for those with altitudes below 200m.

Keywords: Precipitation; Climate extremes; TRMM; CRU; SPI.

1 INTRODUÇÃO

Estudar os recursos hídricos e os fatores que influenciam em sua escassez ou abundância é uma questão primordial para um bom gerenciamento destes recursos (Madani, 2014; Nguyen *et al.*, 2019; Tortajada *et al.*, 2019). A água como fonte de vida é um elemento essencial para a manutenção humana, e vem ganhando repercussão no meio acadêmico (Guermazi *et al.*, 2016; Mattos *et al.*, 2019; Sullivan, 2002). Desta forma, torna-se relevante identificar e entender as causas associadas a eventos extremos ocorridos e assim buscar técnicas capazes de reconhecer padrões e tentar minimizar os danos causados pela falta ou demasia de água (Farsani *et al.*, 2019; Sith *et al.*, 2019; Trenberth; Asrar, 2014; Vörösmarty *et al.*, 2000). Os cenários extremos estão conectados ao quantitativo de chuva, sendo assim, uma maneira de estimar as ocorrências desses é através do monitorando das medidas de precipitação (Cerón *et al.*, 2021; Wang *et al.*, 2021; Yu *et al.*, 2020).

Existem na prática algumas formas de mensurar a precipitação como, por exemplo: (i) utilizando estações pluviométricas; (ii) fazendo o uso de sensores remotos instalados em satélites artificiais, como é o caso das missões *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM) e *Global Precipitation Measurement* (GPM) (Liu *et al.*, 2012; Maggioni *et al.*, 2016); ou (iii) através de dados globais que utilizam séries temporais de precipitação para a avaliação de extremos climáticos como são os casos do GPCC (*Global Precipitation Climatology Centre*) e do CRU (*Climatic Research Unit*). Os dados obtidos remotamente (ii) e (iii) fornecem subsídios a pesquisas em países em desenvolvimento com pouco investimento em estações *in situ* e em lugares de difícil acesso como o Himalaia e a floresta Amazônica (Almeida *et al.*, 2015; Amini *et al.*, 2019; Shukla *et al.*, 2019). Entre as missões espaciais desenvolvidas com a finalidade de observações da estimativa de precipitação, os produtos de Análise de Precipitação Multi-satélites do TRMM têm sido amplamente empregados afim de compreender os eventos climáticos tendo em vista o grande potencial espacial e temporal (Chen *et al.*, 2018; Fang *et al.*, 2019).

Nos estudos de precipitação, uma vez obtidas as séries temporais de uma determinada região o próximo passo é avaliar os eventos de crise hídrica. Para isso foram desenvolvidos índices que classificam a série temporal destacando, por exemplo, os períodos de seca e umidade. Os índices podem fazer uso de diversos parâmetros e modelos probabilísticos como os de regressões (Ndehedehe *et al.*, 2020; Zarch; Sivakumar and Shama, 2015). Dentre os índices consolidados o *Standardized Precipitation Index* (SPI) desenvolvido por McKee, Doesken and Kleist (1993), faz uso de observações de precipitação normalizadas a partir de uma função de distribuição de probabilidade.

Muitos trabalhos têm sido desenvolvido com o objetivo de avaliar as crises hídricas que assolam o mundo através de diferentes técnicas e conjuntos de amostras temporais associadas, por exemplo: (a) Ndehedehe *et al.* (2020) avaliaram os padrões evolutivos da seca (1901 - 2014) no Sahel na África Ocidental, comparando o *Standardized Precipitation Evapotranspiration index* (SPEI) com o SPI, bem como suas teleconexões com as oscilações climáticas de baixa frequência, identificando que tais oscilações influenciam significativamente na evolução espaço-temporal desses indicadores de seca; (b) Hasan *et al.* (2019) avaliaram a escassez física da água na África utilizando dados dos satélites *Gravity Recovery and Climate Experiment* (GRACE) e TRMM, identificando que 14% da população já vive em situação de escassez, bem como fazendo projeções futuras alarmantes de 37% e 57% da população viva em situação de escassez para os anos de 2025 e 2050 respectivamente; (c) Agutu *et al.* (2020) empregaram uma combinação de produtos remotos, dados *in situ* e modelos de umidade do solo e índices de vegetação no Alto Grande Chifre da África, identificando uma correlação alta entre a topografia da região e os padrões de seca, demonstrando a importância do uso de multi-sensores para estudos climáticos; (d) No Brasil Awange *et al.* (2016) utilizaram as séries temporais de precipitação mensais extraídas dos conjuntos de dados globais como o CRU e GPCC, juntamente com dados de temperatura da superfície do mar com o intuito de identificar a probabilidade de ocorrência, intensidade, duração e extensão de secas ocorridas durante o período de 1901-2013; (e) Lima *et al.* (2020) combinaram dados *in situ* e de sensoriamento remoto afim de detectar eventos de seca extrema utilizando o SPI em diferentes escalas de tempo para a Região Hidrológica do Atlântico Nordeste Leste, onde foi possível verificar a ocorrência da última seca severa no período de 2012 a 2017; (f) as situações de crise hídrica têm assolado várias regiões do Brasil, as quais vêm enfrentado as consequências de um regime de baixas taxas pluviométricas, como a que se instalou no estado de São Paulo e afetou diretamente a população e a economia local durante os anos de 2014 e 2015 (Nobre *et al.*, 2016; Soriano *et al.*, 2016).

Ao utilizar produtos de precipitação é preciso levar em conta tanto a resolução temporal dos dados, onde naturalmente quanto maior a série histórica e disponibilidade de informações torna-se mais atrativa para análises do comportamento e detecção de padrões de eventos extremos ao longo do tempo, como também considerar um fator crucial que é a resolução espacial de tais produtos. A resolução espacial mais baixa, por vezes, pode ser indicada para estudos globais considerando a abrangência e influência de várias bacias hidrográficas (Biemans *et al.*, 2009; Schneider *et al.*, 2017). Por outro lado, para estudos regionais as informações de resolução espacial mais alta são as desejadas (Nastos *et al.*, 2016;

Tao *et al.*, 2016). Os estudos comparando a resolução espacial de imagens multi-sensores são muito comuns como exemplos Nouri *et al.* (2020) e Ozkan *et al.* (2017). Porém, a influência da qualidade espacial dos produtos de precipitação e suas limitações, normalmente não são questionadas, pois leva-se em conta suprir inicialmente a dificuldade de disponibilidade de informações. Muitas vezes, devido à ausência de opções alternativas para aquisição de dados com as características necessárias para o estudo, trabalha-se naturalmente com o que está disponível, tanto em termos de abrangência temporal como espacial.

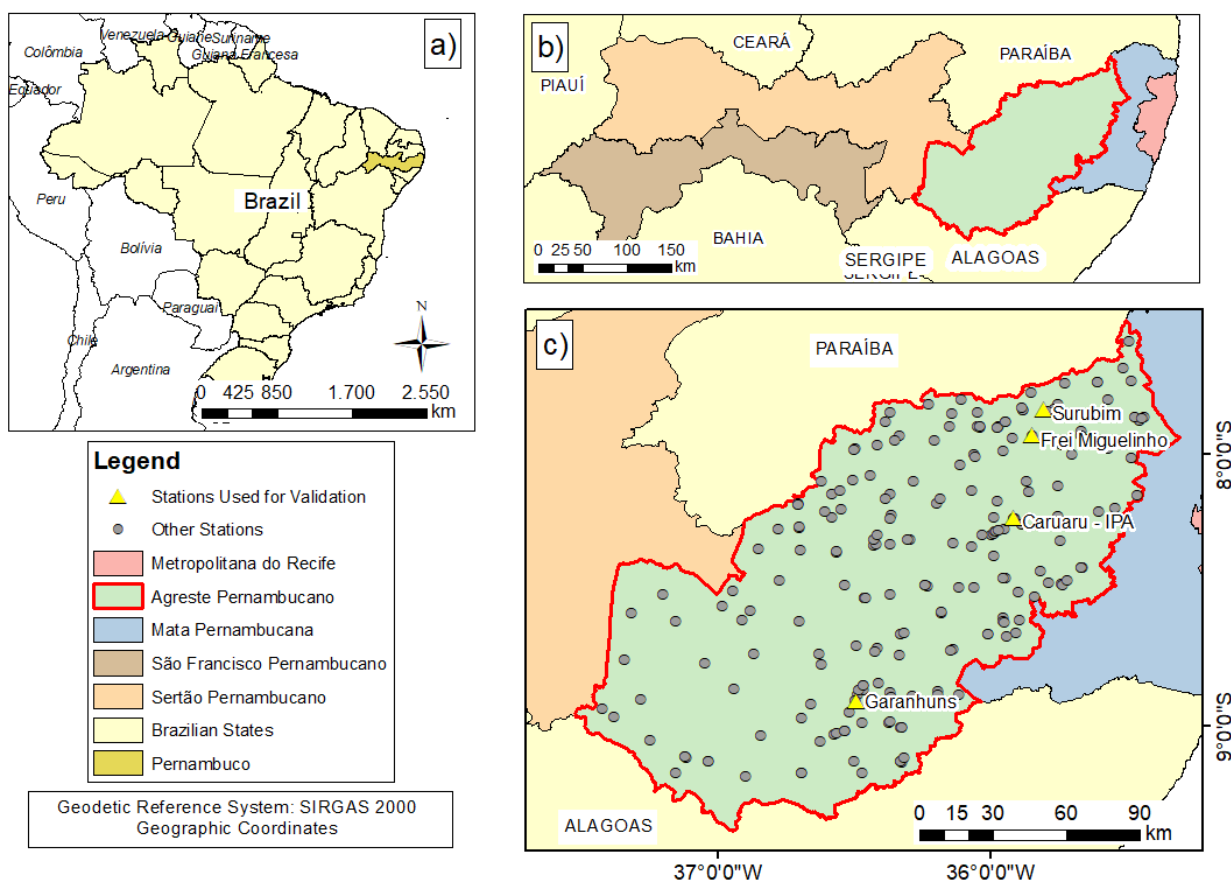
Visando cobrir a lacuna da influência de diferentes resoluções espaciais de dados de precipitação para identificação de eventos extremos, este artigo apresenta um estudo de caso em nível regional considerando a região do Agreste Pernambucano no nordeste do Brasil com os seguintes objetivos: (i) utilizar a série temporal de estimativa de precipitação multi-satélites TRMM e do conjunto CRU para o período (1998-2019) aplicando o SPI em ambas as fontes, para detectar eventos extremos; (ii) validar ambas as séries temporais com amostras *in situ* verificando assim a correlação de Pearson, o viés relativo (RB), e a razão entre o erro padrão médio e o desvio padrão das observações (RSR) entre os conjuntos amostrais, esses dois últimos afim de identificar a tendência dos dados estimados em relação aos observados; (iii) comparar e analisar os produtos classificados pelo SPI conforme as diferentes resoluções espaciais e apresentar suas diferenças, similaridades e limitações e (iv) detalhar o cenário de extremos encontrados para a área de estudo conforme o conjunto amostral com resolução espacial que mais se aproximou da situação regional e assim determinar sua probabilidade de ocorrência ao longo do tempo avaliado.

2 ÁREA DE ESTUDO

De acordo com o IBGE (2017) o estado de Pernambuco localizado no nordeste do Brasil compreende cinco Mesorregiões Geográficas definidas através de três dimensões que possibilitaram sua identidade regional, sendo elas (i) o processo social; (ii) o quadro natural e (iii) a rede de comunicação e lugares. As Mesorregiões do estado foram classificadas em: Metropolitana do Recife, Mata Pernambucana, o Agreste Pernambucano, Sertão Pernambucano e o São Francisco Pernambucano. Sendo que a Mesorregião do Agreste Pernambucano, área de estudo, está localizada entre a Mata Pernambucana e o Sertão, contendo aproximadamente 24.400 km² distribuídos em 71 municípios. Sua população estimada é em torno de 2.412.364 habitantes (IBGE, 2019). O clima é considerado semiárido com regime médio de precipitação que não ultrapassa os 800mm (APAC, 2015). O Agreste

Pernambucano é marcado por um relevo acidentado o que acarreta uma distribuição irregular da precipitação. A Figura 1 (a) apresenta a localização do estado de Pernambuco em relação ao Brasil e os países da América do Sul. A Figura 1 (b) apresenta um mapa contendo a divisão das 5 mesorregiões do estado de Pernambuco onde a mesorregião em destaque é a área de estudo. As estações meteorológicas *in situ* inseridas no Agreste Pernambucano estão indicadas na Figura 1 (c), onde os círculos cinzas indicam o conjunto de estações pluviométricas situadas na área de estudo. Apesar desta figura apresentar grande densidade de estações, em sua maioria, elas não apresentam uma série de dados contínuos durante o período de estudo proposto para este trabalho (1998 a 2019), fato este que reafirma a importância das fontes remotas de dados de precipitação para estudos climáticos. Ainda sobre a Figura 1(c), os triângulos amarelos indicam a localização das estações que foram utilizadas na etapa do SPI (item 3.2.2), tais possuem um conjunto de dados abrangendo os anos de 1998 a 2019 assim como também apresentaram lacunas passíveis de correção.

Figura 1. (a) Estado de Pernambuco em destaque no Brasil, (b) divisão das mesorregiões do estado de Pernambuco (c) distribuição das estações meteorológicas no Agreste Pernambucano.



Fonte: Os autores (2020).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

Os materiais utilizados foram todos obtidos gratuitamente através de agências estaduais, nacionais e internacionais. A Tabela 1 apresenta um resumo contendo os materiais utilizados descrevendo o tipo de dado, o período utilizado, a fonte, as resoluções espaciais e temporais e uma descrição sobre os dados.

Tabela 1: Fontes e informações sobre os dados usados.

Tipo de dado	Período do dado	Fonte	Resolução		Descrição
			Espacial	Temporal	
TRMM (3B43)	1998 - 2019	https://disc.gsfc.nasa.gov/datasets/TRMM_3B43_7	0.25°	Mensal	Estimativa de precipitação de satélite
Estações Meteorológicas	1998 - 2019	http://www.apac.pe.gov.br/meteorologia/acum_mensal_old.php and https://bdmep.inmet.gov.br/	<i>In situ</i>	Mensal	Estação meteorológica
CRU TS v. 4.04	1998 - 2019	https://crudata.uea.ac.uk/cru/data/hrg/#formats	0.5°	Mensal	Dados globais de precipitação

3.1.1 TRMM 3B43

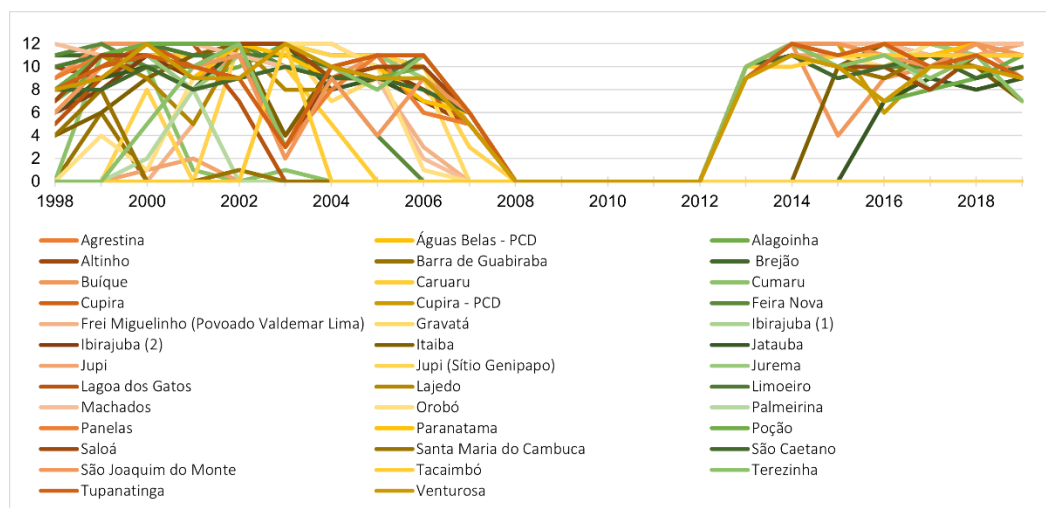
Os dados de precipitação por satélite artificiais foram obtidos através do TRMM, missão conjunta da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) e a JAXA (*Japan Aerospace eXploration Agency*), para o período de 1998 a 2019. A missão TRMM foi encerrada em 2015, mas durante seu tempo de atividade foi possível desenvolver algoritmos de estimativa de precipitação com base em observações dos sensores a bordo do satélite TRMM, como o TMPA. Mesmo com o fim da missão os produtos TMPA continuam sendo produzidos com base em dados de entrada de outros satélites na constelação (Chen *et al.*, 2018; Yong *et al.*, 2015). Para o desenvolvimento deste trabalho foi utilizado o TRMM 3B43 o qual se refere as estimativas combinadas mensais de precipitação, com resolução espacial de 0.25° x 0.25° em uma cobertura geográfica de 50°S a 50°N. Os dados foram obtidos em formato NetCDF no *website* do Centro de Dados de Informações e Ciências da Terra Goddard (GES DISC) convertidos através do *software* livre Qgis para dados *raster* contendo as observações de estimativa de precipitação para a área de estudo.

3.1.2 CRU TS v. 4.04

O *Time-Series* (TS) é um conjunto de dados climáticos disponibilizados em grade com resolução espacial de 0.5° desenvolvido pela *Climatic Research Unit* (CRU) da Universidade de East Anglia, e mantido por agências financiadoras. O banco de dados abrange o período de 1901 a 2019, com dados disponibilizados para todas as áreas terrestres, excluindo a Antártida. Os dados se baseiam em uma série temporal com observações de mais de 4000 estações (Belda *et al.*, 2014) com uma metodologia de interpolação e combinação de dados abordada com mais detalhes por Mitchell and Jones (2005). São seis as variáveis climáticas disponíveis nesta versão, entre elas estão os dados de precipitação e temperatura média. Para o desenvolvimento desta pesquisa apenas os dados de precipitação no período de 1998 a 2019 foram utilizados. O banco de dados é disponibilizado em formato .kml, que foram selecionados de acordo com a área de estudo.

3.1.3 Estações Meteorológicas

As séries temporais *in situ* foram utilizadas para a validação dos dados de estimativa de precipitação obtidas em 3.1.1 e 3.1.2. As estações meteorológicas foram selecionadas seguindo o critério de disponibilidade de pelo menos 25 meses de dados dentro do período estudado (1998 a 2019), estas foram utilizadas na etapa de validação dos dados de precipitação obtidos remotamente afim de que fossem utilizados o maior número de dados para uma validação consistente. As informações de precipitação *in situ* foram obtidas através da Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC), onde são identificadas 168 estações pluviométricas na área de estudo, em que muitas delas apresentam grandes períodos com lacunas em seu banco de dados. As causas para a falta de dados são variadas, podendo estar relacionadas ao equipamento de medição, ao operador e até mesmo falta de investimento para manutenção destas estações. A Figura 2 apresenta 38 estações, no eixo x está representado o período das observações temporais de 1998 a 2020, no eixo y a quantidade de observações existentes para o ano em questão. A Figura 2 representa bem a dificuldade de aquisição de dados temporais de precipitação consistentes para a área de estudo através das estações meteorológicas *in situ*.

Figura 2. Estações meteorológicas sem dados entre 2008 e 2012.

Fonte: os autores (2020).

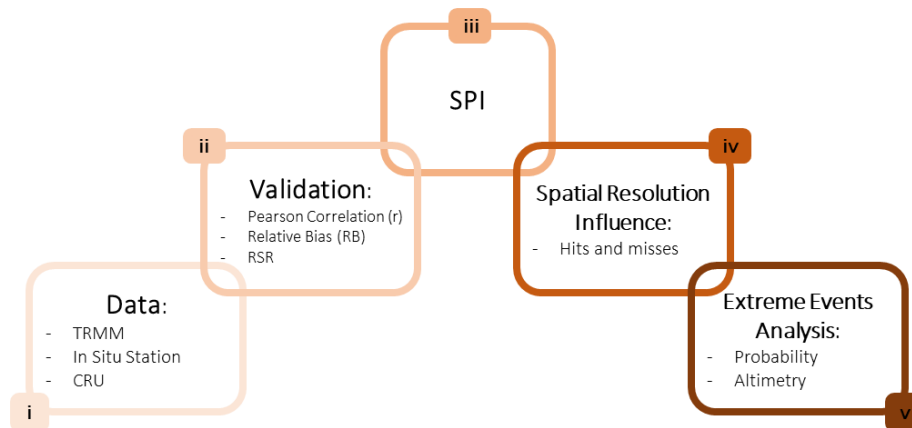
Na etapa do SPI foram utilizados dados das estações *in situ* consistentes para o processo de validação dos resultados. Apenas as estações Caruaru – IPA e Frei Miguelinho, das disponibilizadas pela APAC, apresentaram uma série histórica concisa apresentando poucas falhas durante todo o período de 1998 a 2019. Outra fonte de dados de precipitação foi o Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) onde, das 3 estações convencionais presentes na área de estudo, foram selecionadas as estações Garanhuns e a Surubim por possuírem uma série histórica completa. As falhas ou ausência de informações nos dados de precipitação na série temporal por algum problema na aquisição destes foram interpoladas utilizando o método de regressão linear simples descrito por Bier e Ferraz (2017).

3.2 Métodos

A Figura 3 apresenta os métodos utilizados de acordo com 5 etapas: etapa 1 - organização dos dados estimados de precipitação advindos do TRMM (item 3.1.1), do conjunto de dados climáticos CRU TS v. 4.04 (item 3.1.2) e das estações meteorológicas (item 3.1.3); etapa 2 - validação dos dados de estimativa de precipitação obtidos através do TRMM e do banco de dados climáticos com relação aos dados observados nas estações meteorológicas distribuídas pela área de estudo, nesta etapa foram extraídos as estatísticas de correlação linear de Pearson, viés relativo (RB) e o RSR; etapa 3 - cálculo do SPI para as três fontes de dados disponibilizadas; etapa 4 - análises comparativas entre os dois resultados obtidos na etapa 3 a fim de identificar os eventos de extremos climáticos bem como a influência da resolução espacial comparando os dois conjuntos distintos; por fim a etapa 5 – apresentando as análises do cenário de extremos encontrados para a área de estudo conforme

dados com resolução espacial que apresentou um melhor desempenho para a região, bem como, o cálculo da probabilidade de ocorrência de eventos extremos.

Figura 3. Metodologia em 5 etapas: (i) Dados, (ii) Validação, (iii) SPI, (iv) Influência da Resolução Espacial e (v) Análise de Eventos Extremos.



Fonte: os autores (2020).

3.2.1 Validação

A etapa de validação dos dados de precipitação foi realizada utilizando os dados das estações meteorológicas contidas na área de estudo, os quais foram selecionados mediante disponibilidade dos dados de pelo menos 25 meses dentro do período estudado; nesta etapa foram utilizadas 115 estações. Já para a validação do SPI, as estações foram selecionadas mediante completude da série histórica para o período de janeiro de 1998 a dezembro de 2019; neste processo foram utilizadas 4 estações: Caruaru - IPA, Frei Miguelinho, Garanhuns e Surubim; as duas primeiras têm seus dados disponibilizados através da APAC e as seguintes disponibilizados pelo INMET conforme Tabela 1. A Figura 1c traz em destaque as estações citadas.

O procedimento de validação é utilizado para avaliar o desempenho dos produtos TRMM e CRU para a área de estudo. As comparações se deram a partir da comparação geográfica homóloga da série temporal *in situ* com a respectiva série temporal TRMM e CRU. As estatísticas utilizadas para essa comparação são: a) o coeficiente de correlação de Pearson (r) com intervalo de confiança de 95%, que tem como finalidade quantificar o tipo de correlação e dependência entre as séries temporais conforme a equação 1:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n ((O_i - \bar{O}) \times (P_i - \bar{P}))}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2) \times (\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2)}} \quad (1)$$

onde: P_i é igual a precipitação estimada (mm) no intervalo de tempo i e $\bar{P}$ é a média da precipitação estimada; O_i é a precipitação (mm) observada da estação meteorológica em questão no intervalo de tempo i e $\bar{O}$ é a média da precipitação observada, n é o número total de dados analisados.

b) o Viés Relativo (RB), apresentado na Equação 2 que identifica a tendência média dos dados remotos de serem superestimados (valores de RB positivos) ou subestimados (valores de RB negativos) com relação aos valores observados *in situ*, onde o valor ideal para o viés é 0 (Chen and Li, 2016; Chen *et al.*, 2018; Erazo *et al.*, 2018; Xu *et al.*, 2017).

$$RB = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)}{\sum_{i=1}^n O_i}, \quad (2)$$

c) o RSR que é a razão entre o erro padrão médio e o desvio padrão das observações. A equação 3 mostra que o RSR é calculado como sendo a razão do erro médio quadrático, dos dados de precipitação estimada e os observados *in situ*, sobre o desvio padrão dos dados observados *in situ*. Os valores de RSR variam a partir de 0, o qual indica que o modelo estimado é perfeito, até valores positivos indicando que quanto maior o valor de RSR pior é o desempenho das medidas estimadas (Moriasi *et al.*, 2007).

$$RSR = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad (3)$$

3.2.2 SPI

Na terceira etapa são calculados para todas as resoluções espaciais utilizadas (CRU, do TRMM e das estações meteorológicas) o SPI. A base do cálculo para o SPI consiste no ajuste de uma função de densidade de probabilidade gama e uma série temporal de dados de precipitação, sendo utilizada a metodologia abordada por Zarch *et al.* (2015). O processamento do índice foi efetuado com os algoritmos disponibilizados pelos cientistas Vicente-Serrano *et al.* (2010) no ambiente de *software* livre R. A Tabela 2 apresenta os limiares de classificação adotados neste trabalho de acordo com Mckee, Doesken and Kleist (1993). A escala utilizada foi de 12 meses levando em consideração o intuito de encontrar os extremos climáticos considerados de longo prazo (Ali *et al.*, 2019).

Tabela 2: Limiares SPI (McKee, Doesken and Kleist, 1993).

Limiares	Descrição
+2.00 and above	Extreme wet
+1.50 to +1.99	Very wet
+1.00 to +1.49	Moderately wet
-0.99 to +0.99	Near normal
-1.00 to -1.49	Moderate drought
-1.50 to -1.99	Severe drought
-2.00 or less	Extreme drought

Segundo Mishra and Singh (2010) existem quatro categorias de seca que são mais comumente abordadas, sendo elas: (i) a seca meteorológica, que pode ser caracterizada pela falta de precipitação em um espaço de tempo para uma determinada localidade; (ii) a seca hidrológica que está associada a questões de recursos hídricos superficiais e subterrâneos e que são afetados pela ausência de precipitação e mau gerenciamento destes recursos; (iii) a seca agrícola, que tem relação direta com períodos de déficit na umidade do solo e podem estar ligados a secas meteorológicas ou hidrológicas; e (iv) a seca socioeconômica, a qual se refere a crise hídrica no sistema de gerenciamento dos recursos hídricos. Neste trabalho foi dado foco para identificar os eventos de seca e humidade que ocorreram durante o período estudado.

3.2.3 *Influência da resolução espacial*

A quarta etapa se refere à influência da resolução espacial. Foram calculados os acertos e erros a partir da álgebra de mapas (Sampaio, 2012) com o objetivo de identificar a porcentagem de sucesso obtida a partir do conjunto de dados do SPI para diferentes resoluções. Destaca-se que para realização desta etapa foram obtidos os valores, referente aos dados do SPI para o CRU, através do grid do TRMM afim de que a análise pudesse ser feita baseada no dado de melhor resolução espacial. Sendo assim foi utilizado o *grid* do TRMM para obter os valores referentes ao CRU de modo que os dados fossem extraídos para a mesma localização geográfica.

3.2.4 *Análise de eventos extremos*

Na quinta etapa é apresentada uma análise dos eventos extremos, em que estes eventos são identificados baseados na classificação adotada para o SPI apenas para os extremos de humidade ($SPI \geq 1.00$) ou extremos de seca ($SPI \leq -1.00$). Segundo Magalhães (2006) a definição clássica de probabilidade é referente a subconjuntos unitários equiprováveis, no caso deste trabalho só existem três possibilidades de eventos os quais são:

extremos de seca, extremos de umidade, ou normal. A probabilidade de ocorrência destes eventos é calculada baseada na equação 4 descrita abaixo, onde A representa o evento desejado, de seca ou de umidade.

$$P(A) = \frac{n^{\circ} \text{ de eventos de A}}{n^{\circ} \text{ total de eventos}} \times 100 . \quad (4)$$

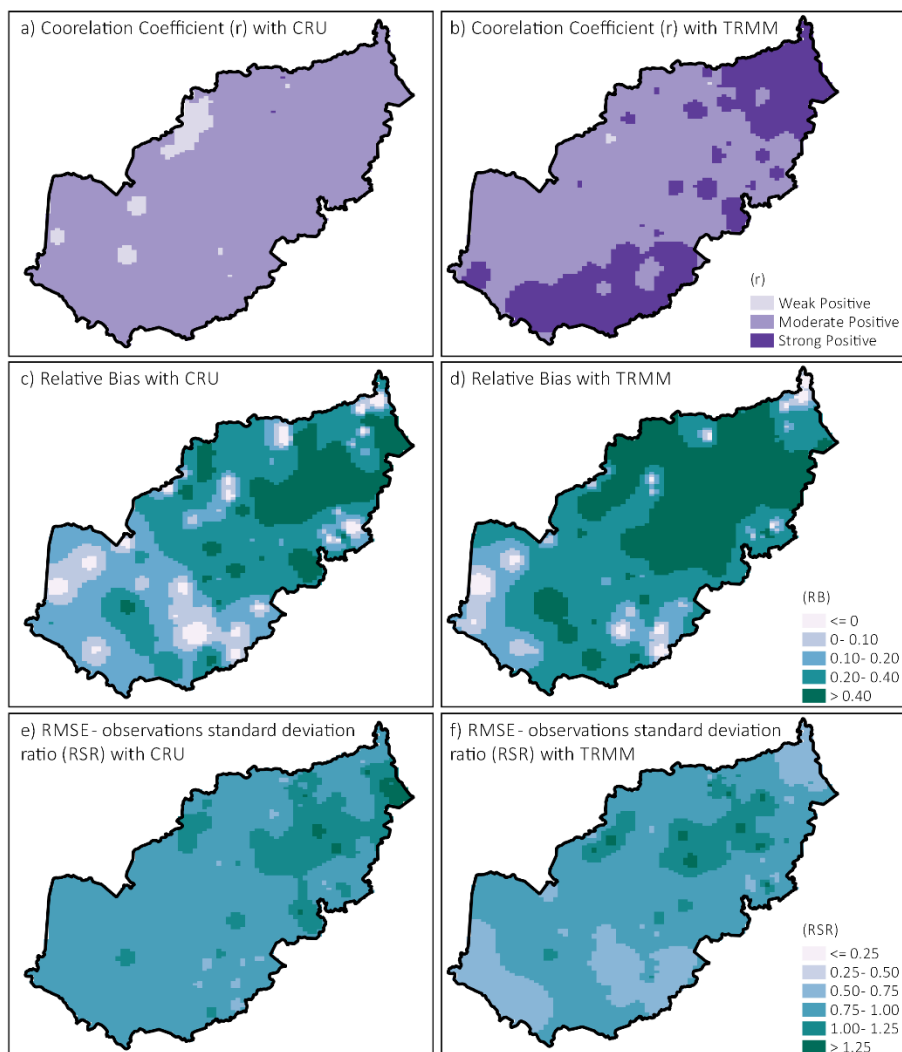
A medida de probabilidade teve como base os 21 anos estudados e foi obtida por pixel tendo sido calculada com a fonte de dados que apresentou melhor desempenho estatístico quando comparada com as medidas *in situ*. Para aprimorar as análises foram acrescentadas as informações do relevo a partir do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) obtido através do site da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - Embrapa, com resolução altimétrica de 30m.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Análise da validação

A Figura 4 traz a distribuição espacial das métricas utilizadas na validação (r, RB e RSR) dos dados de precipitação utilizando como valor real os dados de precipitação medidos *in situ*. A comparação destes dados foi realizada com relação aos períodos temporais comuns, onde os meses que houveram ausências de dados nas estações meteorológicas foram descartados e não utilizados nas estatísticas. Os resultados estatísticos foram obtidos pontualmente para cada estação utilizada e em seguida foi realizada a interpolação destes dados através do Qgis.

Figura 4. Validação. a), c) e e) são os resultados de r , RB e RSR respectivamente para os dados CRU; b), d) e f) são os resultados de r , RB e RSR respectivamente para os dados TRMM.



Fonte: os autores (2020).

Nas Figuras 4a e b estão representados os coeficientes de correlação de Pearson (r) para o CRU e TRMM respectivamente. Os dados do CRU (Figura 4a) indicam que quase toda área de estudo é classificada como moderada positiva ($0.5 \leq r < 0.8$) e pequenas áreas classificadas com uma correlação fraca positiva ($0.1 \leq r < 0.5$). Já a Figura 4b indica que os dados mais ao norte e ao sul do Agreste possuem uma correlação forte positiva ($0.8 \leq r < 1.0$) e o restante da área classificado como moderada positiva. Para este parâmetro estatístico os dados do TRMM apresentam uma qualidade superior quando comparado ao resultado obtido para os dados do CRU.

Os resultados obtidos para o viés relativo (RB) são apresentados nas Figuras 4c e 4d, onde o valor ideal do parâmetro é zero. Os valores positivos indicam que os produtos de precipitação são superestimados quando analisadas com relação as medidas de precipitação

das estações. A região sul da área de estudo foi identificada com valores mais baixos de RB, indicando que esta região apresentou menor superestimação dos dados quando observada as áreas mais ao norte do Agreste. Ambas as fontes obtiveram resultados positivos altos (> 0.40), porém o TRMM (Figura 4d) apresentou uma área maior nesta faixa. Xu *et al.* (2017) também encontraram valores de RB maiores que 0.40 para dados do TRMM quando estudaram a influência da elevação nos produtos de estimativa de precipitação advindos do TRMM e GPM no planalto tibetano sul na China.

Os valores de RSR obtidos para ambas as fontes, com base nas medidas de precipitação das estações, identificados nas Figura 4e para os dados do CRU e Figura 4f para os dados do TRMM correspondem ao desempenho dos dados estimados onde o valor indicativo de modelo perfeito é igual a zero. Para o Agreste Pernambucano este parâmetro apresentou um bom comportamento para as duas fontes de dados, tendo uma pequena variação quanto ao resultado obtido para o TRMM que contém áreas com valores mais próximos do valor ideal da estatística ($RSR = 0$). Segundo Moriasi *et al.* (2007) os valores de $RSR \leq 0.60$ podem ser considerados bons, indicando que os dados apresentam um bom desempenho com relação aos dados das estações, o que pode ser identificado nos dados do Agreste pernambucano para as duas fontes estudadas onde os dados do TRMM obtiveram uma atuação melhor quando comparado aos dados do CRU.

A fim de trazer valores estatísticos pontuais, a Tabela 3 apresenta os resultados de validação obtidos com base nas estações meteorológicas que foram utilizadas para validar posteriormente os resultados obtidos pelo SPI (item 4.2).

Tabela 3: Validação CRU e TRMM.

Estações meteorológicas	CRU		TRMM	
	r	RB	r	RB
Surubim	0.76	0.32	0.90	0.44
Frei Miguelinho	0.71	0.35	0.87	0.47
Caruaru (IPA)	0.72	0.45	0.86	0.43
Garanhuns	0.73	0.01	0.87	0.02

Os dados do TRMM apresentam uma correlação linear forte positiva com os dados das estações meteorológicas, variando r de 0.86 a 0.90. Por outro lado, na validação dos dados obtidos a partir do CRU foi encontrado uma correlação moderada positiva, com r variando de 0.71 a 0.76. Com relação a métrica do viés relativo (RB) os dados do CRU apresentaram um desempenho ligeiramente melhor aos dados do TRMM, porém a estação que obteve um ótimo desempenho, próximo ao valor ideal de $RB = 0$ para os dois conjuntos de dados, a

estação Garanhuns; os dados de precipitação do TRMM e CRU foram superestimados para as outras estações.

No geral, a partir das estatísticas apresentadas na Figura 4 e Tabela 3 é possível verificar que os dados de estimativa de precipitação advindos do TRMM apresentaram superioridade aos obtidos por meio do CRU considerando a área de estudo. Erazo *et al.* (2018) em um processo semelhante de validação aplicados a uma região no Equador obtiveram um valor de $r = 0.82$ e 0.66 para o TRMM e CRU respectivamente. Esta comparação confirma a influência da resolução espacial na série temporal de precipitação, ou seja, os dados obtidos pelo TRMM tendem a uma correlação mais forte quando comparados com os do CRU. Em relação ao RB foram encontrados valores pequenos para a região do Equador, -0.03 para o TRMM e -0.02 para o CRU, com uma variação irrisória entre o conjunto de dados.

4.2 SPI

A Figura 5 apresenta os resultados contendo o comportamento do SPI de acordo com as três fontes de dados de precipitação: TRMM, CRU e estações meteorológicas. A série temporal foi classificada com valores de SPI variando de *Extreme Wet* (2.00) a *Extreme Drought* (-2.00), evidenciando assim os momentos de ocorrência dos eventos de extremos climáticos ao ultrapassar limiares acima de ± 1.00 (Tabela 2).

As Figuras 5a, 5b, 5c e 5d apresentam os resultados gerados para as localidades das estações de Frei Miguelinho, Surubim, Caruaru, e Garanhuns respectivamente. O coeficiente de correlação de Pearson (r) foi gerado com base nos resultados do SPI para os dados das estações meteorológicas em relação aos resultados do SPI para os dados do TRMM e CRU nas diferentes localidades.

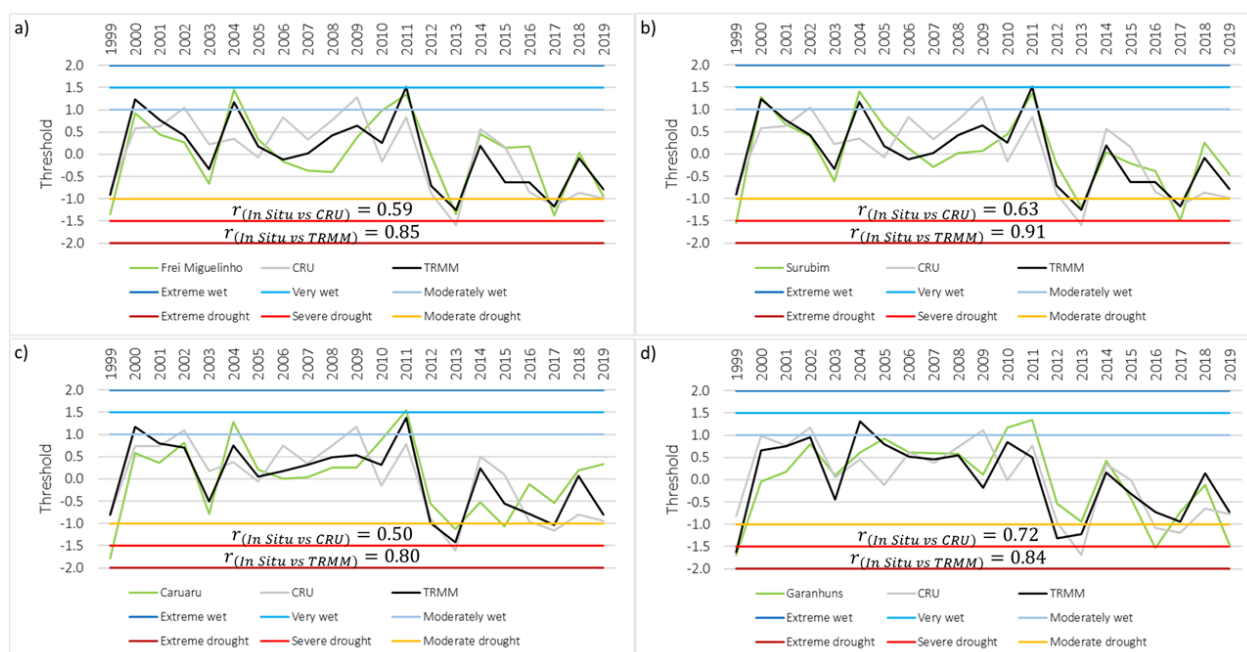
Na Figura 5a é perceptível a divergência entre os dados do CRU com as outras duas fontes de dados, onde existem anos como os casos de 2002, 2004 e 2009 em que o valor do SPI apresenta uma divergência grande no índice com relação ao TRMM. O valor do SPI para o ano de 2002 foi de 1.04 para o CRU, 0.42 para o TRMM e 0.26 para a estação Frei Miguelinho. Em 2004 os valores obtidos foram 0.34 (CRU), 1.16 (TRMM) e 1.44 para a estação, já em 2009 foram 1.28 (CRU), 0.64 (TRMM) e 0.39 para a estação. Todos estes anos citados apresentaram valores de SPI com o CRU distantes da realidade encontrada quando usados o TRMM ou as estações.

Para os anos de 2000 a 2011 a série tem um comportamento quase normal quanto ao índice chegando a apresentar um aumento entre o ano de 2010 a 2011. O período de 2011 a

2013 apresentou uma queda abrupta quanto ao SPI, passando da classificação de umidade para seca moderada a severa, corroborando com os resultados apontados no estudo de Lima *et al.* (2020).

Através dos valores de correlação (r) foi possível identificar a forte correlação do SPI que existe entre TRMM vs estações, apresentando valores de 0.80 (Fig. 5c) a 0.91 (Fig. 5b). Os resultados obtidos para o conjunto do CRU demonstram uma correlação moderada, variando de 0.50 (Fig. 5c) a 0.72 (Fig. 5d). Suliman *et al.* (2020) também analisaram o desempenho do SPI a partir do TRMM no Iraque, encontrando valores de r na faixa de 0.89 – 0.91 corroborando que o conjunto temporal de precipitação obtido pelo TRMM que também apresentou uma melhor aderência aos dados *in situ*.

Figura 5. Comportamento do SPI em relação a diferentes fontes de dados. (a) estação meteorológica Frei Miguelinho, (b) estação meteorológica de Surubim, (c) estação meteorológica de Caruaru e (d) estação meteorológica de Garanhuns.



Fonte: os autores (2020).

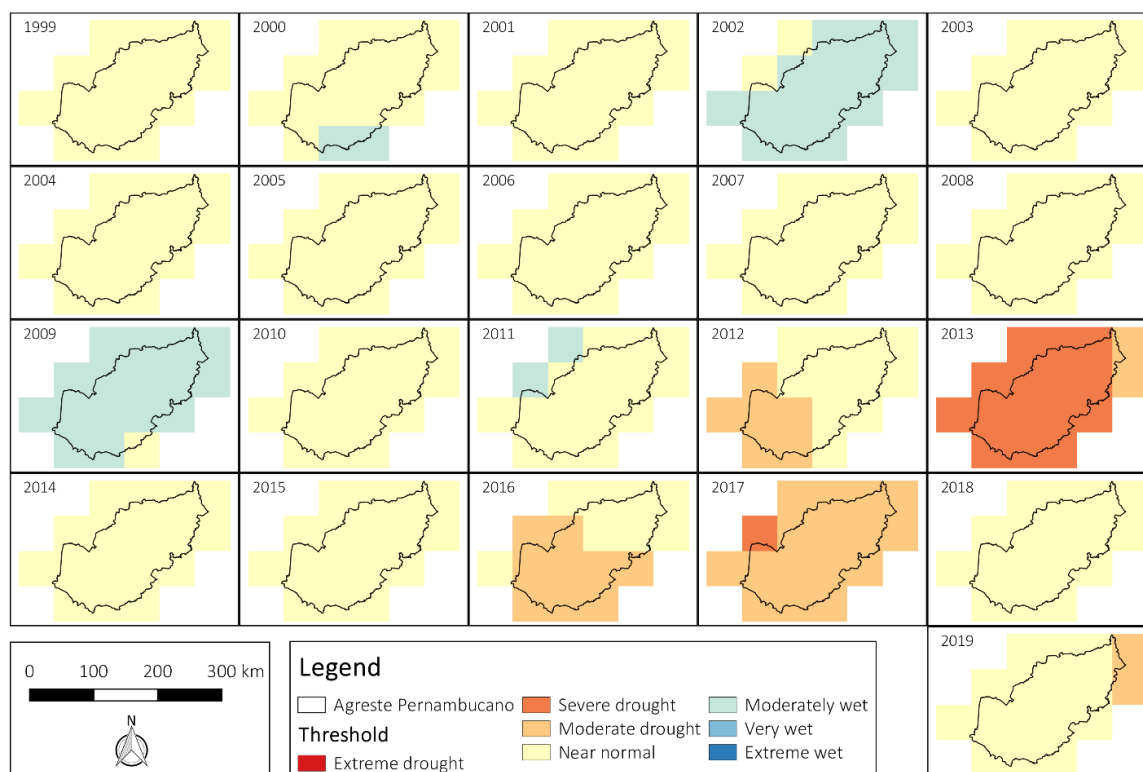
O período de 2012 a 2017 foi considerado o mais grave e de maior duração de seca na região, período este identificado também por Brito *et al.* (2018), quando avaliaram a frequência, severidade e duração dos eventos de seca na região do Semiárido Nordeste do Brasil utilizando apenas dados *in situ*, e por Marengo *et al.* (2017) os quais trouxeram uma visão geral e histórica da seca no Nordeste Brasileiro. Estes mesmos anos observados com a presença de eventos extremos de seca observados por Santos *et al.* (2019) utilizando conjuntos de dados de pelo menos 30 anos de precipitação no Nordeste brasileiro. Os valores

positivos do SPI também foram observados por Santos *et al.* (2019) onde os anos de 2004 e 2009 se destacam como umidade moderada. Tais trabalhos reafirmam os resultados obtidos quanto ao SPI neste presente estudo.

4.3 Variação espacial do CRU

A Figura 6 apresenta a variação espacial do SPI para os dados obtidos do CRU com a resolução espacial original ($0.5^\circ \times 0.5^\circ$). O processamento foi feito utilizando o mesmo espaço temporal dos dados do TRMM (1998 a 2019) afim de eliminar a inconsistência quanto ao período utilizado (Naumann *et al.*, 2012). É possível identificar a partir da Figura 6 os extremos climáticos de seca para os anos de 2012 (*moderate drought*), 2013 (*severe drought*), 2016 (*moderate drought*) e 2017 (*severe drought*). O ano de 2019 apresentou uma pequena área classificada como seca, destacando 2013 como o ano mais crítico da série histórica estudada identificando a região de estudo como seca severa praticamente em sua totalidade. Em se tratando dos extremos de chuva para os anos de 2002 e 2009 foram destacados os índices de moderada umidade para praticamente toda a área, por outro lado para os anos de 2000 e 2011 foi encontrado uma pequena porção com índices de umidade moderada.

Figura 6. SPI de escala de tempo de 12 meses gerado a partir de CRU.



Fonte: os autores (2020).

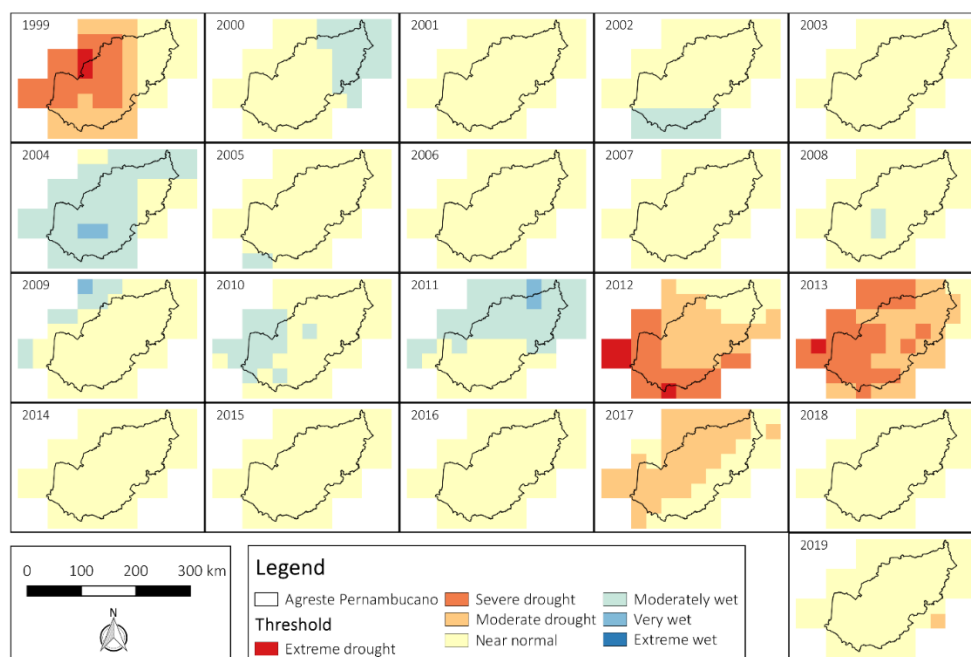
4.4 Variabilidade espacial do TRMM

A Figura 7 apresenta a variação espacial do SPI para os dados de estimativa de precipitação do TRMM ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$). Os resultados apresentam uma maior variedade espacial, temporal e de classes identificadas como eventos extremos de umidade quando comparadas com a Figura 7. Entre eles destacam-se os anos 2000, 2002 e 2010 contendo áreas classificadas como *moderately wet*, e os anos de 2004, 2009 e 2011 apresentando áreas classificadas em *moderately wet and very wet*.

Por outro lado, os eventos de seca puderam ser identificados em 1999, 2012, 2013 e 2017, com áreas classificadas como *extreme drought* para os três primeiros anos citados (2000, 2002 e 2010). A partir do ano de 2011 para 2012 é possível identificar uma tendência de queda quanto ao SPI (Figura 5). A mesma tendência pode vista espacialmente nos resultados obtidos para os dados do TRMM na Figura 7, onde não são identificados mais anos com eventos de extremos de umidade a partir do ano de 2012.

Através dos resultados alcançados para o SPI com os dados do TRMM é notória a sensibilidade da fonte de dados em identificar eventos de extremos, tanto de umidade quando de seca, em que foram capazes de classificar as áreas entre os limites máximos da classificação adotada (Tabela 2) com exceção da classe *extreme wet* levando em consideração que já era esperado historicamente que a região de estudo não apresentasse altos índices de umidade.

Figura 7. Índice de precipitação padronizado (SPIs) na escala de tempo de 12 meses gerado a partir dos dados TRMM.



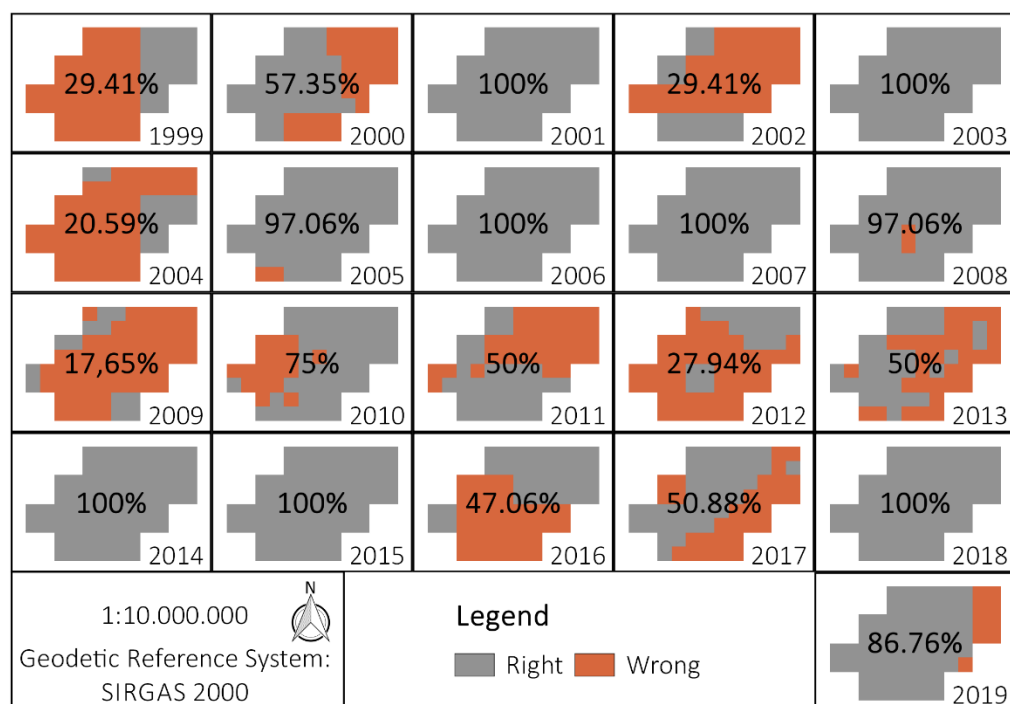
Fonte: os autores (2020).

Amini *et al.* (2019) também utilizaram dados de precipitação do TRMM para avaliar a seca e seus efeitos na instabilidade dos recursos hídricos em uma província do Irã e identificaram que os dados remotos eram de alta precisão quando aplicados à região. Chen *et al.* (2018) também utilizaram o SPI para monitorar e avaliar os períodos de seca utilizando dados TRMM com estações meteorológicas. Através de uma análise comparativa identificaram que as duas fontes de dados eram altamente correlacionadas, o que demonstra que os dados do TRMM podem ser utilizados como complemento para as observações pontuais disponibilizadas pelas estações meteorológicas tendo em vista sua qualidade quanto a resolução e correlação com os dados *in situ*.

4.5 Comparação de resolução espacial

A Figura 8 apresenta áreas de acertos e erros com relação a classificação do SPI para os dois conjuntos de dados TRMM e CRU na mesma resolução espacial ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$). Os acertos representam os *pixels* que foram classificados na mesma classe (Tabela 2). Os valores apresentados para cada ano identificam a porcentagem de acertos. Os anos que obtiveram as menores porcentagens foram os de 1999 (29.41%), 2002 (29.41%), 2004 (20.59%), 2009 (17.65%), 2012 (27.94%) e 2016 (47.06%), todos com valores abaixo de 50% de acerto.

Figura 8. Acertos e erros aplicados aos resultados do SPI.



Fonte: os autores (2020).

Considerando os resultados para 1999, o SPI através do TRMM identificou evento de seca nos três níveis (moderada, severa e extrema), já o SPI obtidos pelos dados do CRU classificou toda a área de estudo como quase normal não identificando extremos para este ano. Como os dados do CRU são interpolados utilizando conjunto de estações meteorológicas globais, os dados de precipitação podem ter sofrido interferência de regiões vizinhas (Belda *et al.*, 2014; Naumann *et al.*, 2012), logo a porcentagem de acertos para este ano é pequena como também é o caso de 2002, 2009 e 2016. Os anos que apresentam eventos de seca para os dados TRMM são identificados com intensidade e áreas distintas dos eventos apresentados na Figura 6 para os dados do CRU.

Para o ano de 2012 ambas as fontes identificaram eventos de extremos de seca, mas a porcentagem de acertos foi inferior a 50% por variação quanto a intensidade da seca e em consequência também da resolução dos dados levando em conta que as medidas de precipitação são obtidas para cada pixel em questão e não sofrem a interferência de pixels vizinhos. Esta pode ser também a causa dos baixos valores de acertos nos anos citados anteriormente.

Uma justificativa quanto a disparidade na quantidade de acertos pode ser identificada por meio da diferença de obtenção dos dados de estimativa de precipitação, levando em consideração que os dados obtidos através de satélites levam em consideração a quantidade de chuva que ocorreu para a área do *pixel* em questão, já os dados do CRU, por exemplo, são definidos a partir de uma interpolação com dados de estações pluviométricas contidas na área (Naumann *et al.*, 2012). Logo a variação da resolução também influencia na qualidade dos resultados, tendo em vista que uma área menor de *pixel* recebe menos influência quando gerada a média para um determinado *pixel*.

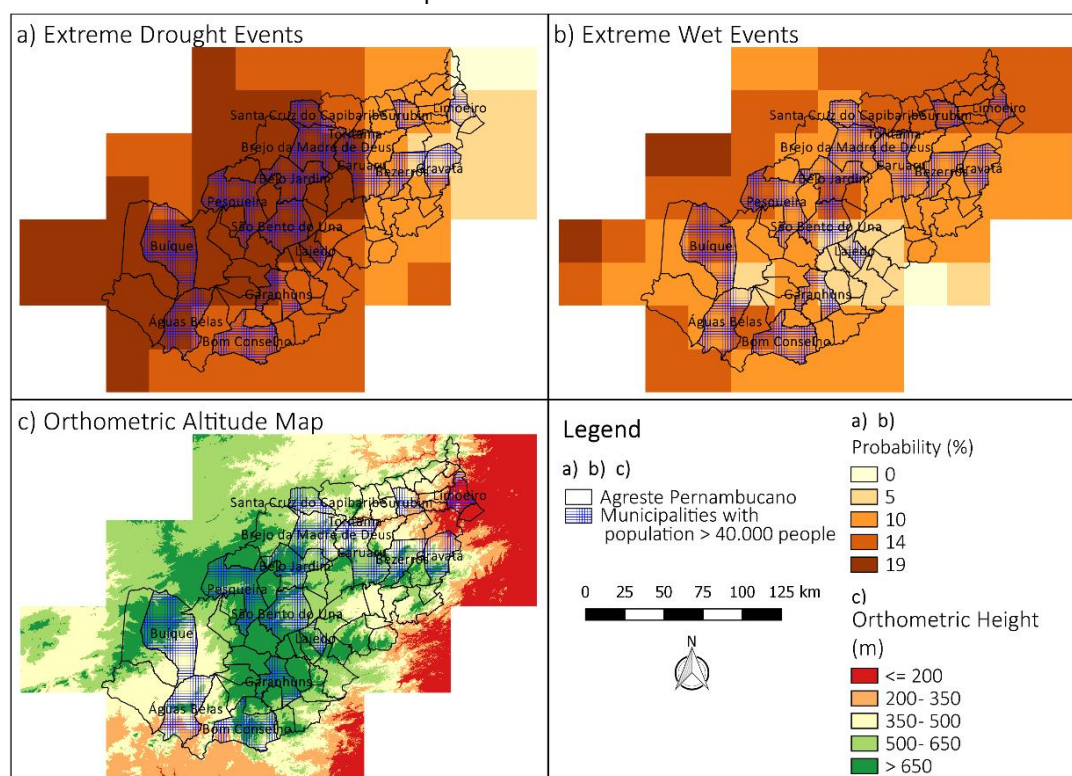
4.6 Impacto dos eventos extremos

Esta seção apresenta os resultados e análises quanto a probabilidade de ocorrência de eventos de extremos climáticos, utilizando os resultados do SPI obtidos através da estimativa de precipitação oriundos do TRMM os quais apresentaram melhor desempenho estatístico nas etapas anteriormente descritas, trazendo assim subsídios para identificar as áreas mais vulneráveis a eventos extremos que estão situadas no Agreste Pernambucano.

Nas Figuras 9 (a, b e c) são identificados os municípios com mais de 40.000 habitantes (IBGE, 2019). A Figura 9a apresenta a probabilidade de ocorrência de eventos de extremos quanto a seca. Das 16 cidades mais populosas da região apenas Limoeiro e Gravatá, que estão mais ao nordeste do Agreste e consequentemente mais próximas à mesorregião da Zona da

Mata Pernambucana, apresentam uma probabilidade de 5% de ocorrência de seca durante o período estudado. As cidades que apresentaram probabilidade de 19% podem ser consideradas bastante vulneráveis à situação de seca e necessitam de ações de mitigação destes eventos. Entre elas estão: Santa Cruz do Capibaribe, Brejo da Madre de Deus, Belo Jardim, Caruaru, Pesqueira, São Bento do Uma, Lajedo, Garanhuns, Águas Belas e Buíque, sendo estas duas últimas cidades muito próximas da mesorregião do Sertão Pernambucano.

Figura 9. a) Probabilidade de eventos de seca extrema, b) Probabilidade de eventos de umidade extrema, c) Mapa ortométrico de altitude.



Fonte: os autores (2020).

Os eventos extremos quanto a umidade apresentaram menor probabilidade de ocorrência para a região do Agreste (Figura 9b). Para estes eventos os municípios que obtiveram valores mais altos de probabilidade (14%) de ocorrência foram Limoeiro e Surubim, ambos situados à nordeste da região. Nenhuma área do Agreste pernambucano apresentou probabilidade de 19% para eventos de extremos de umidade. O município de Águas Belas, por exemplo, foi classificado com áreas de 5%, 10% e 14% de probabilidade de eventos de umidade (Figura 9b), em contrapartida a Figura 8a apresenta quase sua totalidade classificada com 19% de probabilidade para ocorrência de extremos de seca.

O relevo do terreno para a área de estudo é apresentado na Figura 9c onde as áreas abaixo de 200m de altitude, em vermelho, são identificadas mais ao leste da região onde

apenas o município de Limoeiro, dos municípios com mais de 40.000 habitantes, é identificado com tais altitudes e apresentou baixa probabilidade de eventos de seca (5%) e alta probabilidade para eventos de umidade (14%). O município de Lajedo que está localizado em áreas com altitudes acima de 500m (verde claro) apresentou alta probabilidade para eventos de seca (19%) e baixa para eventos de umidade (5%).

Para a região do Agreste Pernambucano é possível perceber, através dos resultados obtidos neste estudo, que os municípios que estão mais próximos da Mata Pernambucana (Figura 1c) e consequentemente com altitudes mais baixas apresentaram menores probabilidades quanto a extremos de seca e maiores para eventos de extremos de umidade. Já os municípios com altitudes mais elevadas e mais ao norte da região foram classificados com alta probabilidade à eventos de extremos de seca.

5 CONCLUSÃO

Neste estudo foram avaliados dados de precipitação mensal obtidos a partir de três fontes distintas, sendo elas estações meteorológicas, banco de dados global CRU, e dados de sensores multi-satélites TRMM, para verificar a influência de diferentes resoluções espaciais na identificação de eventos extremos de precipitação. Uma das limitações em estudar os extremos climáticos quanto a precipitação é a escassez de dados *in situ*, como é o caso do Agreste Pernambucano onde apenas 4 estações meteorológicas possuíam um conjunto de dados sem grandes lacunas. Uma alternativa para este problema é a utilização de fontes de dados alternativas com um banco de dados robusto como é o caso do TRMM e o banco de dados do CRU. Os principais resultados encontrados indicam:

- i. Através da análise estatística dos dados de precipitação com base no cálculo do coeficiente de correlação de Pearson (r) foi observado um melhor desempenho quando utilizados os dados de precipitação oriundos do TRMM. Estes apresentaram coeficientes de correlação linear forte positivo na área de estudo. Os dados do CRU tiveram um desempenho considerado moderado positivo, indicando que existem diferenças quantitativas em ambos os conjuntos de dados e isso pode influenciar análises em escalas regionais. As métricas utilizadas para identificar a tendência dos dados de precipitação, RB e RSR, indicam que houve superestimação para os dois conjuntos de dados. Apesar do viés relativo ter tido uma resposta melhor para os dados do CRU, o RSR classificou os dados do TRMM com valores mais baixos e mais próximos de um modelo perfeito;

- ii. Foi possível identificar, através da correlação do SPI aplicado aos dados das estações meteorológicas (Figura 3), que a região obteve uma forte correlação com o SPI gerado pelo TRMM (0.80 – 0.91) indicando que os extremos climáticos identificados demonstram um ótimo desempenho para este fim. Já a correlação do SPI para os dados do CRU se apresentaram como moderada (0.50 – 0.72), sendo assim os conjuntos estudados não têm a mesma qualidade estatística para fins de identificar eventos extremos climáticos;
- iii. Os anos de maior divergência entre as duas fontes de dados remotos quanto ao SPI foram os de 1999 (29.41%), 2002 (29.41%), 2004 (20.59%), 2009 (17.65%), 2012 (27.94%) e 2016 (47.06%), todos com valores abaixo de 50% de acerto. A variação quanto a taxa de acertos pode se dar pela diferença de resolução e processo de obtenção de dados, tendo em vista que o dado de maior resolução (TRMM) utiliza estimativas de precipitação que ocorreram em uma área menor do que os dados do CRU e consequentemente sofreram menos interferência das áreas vizinhas;
- iv. Os resultados obtidos através das medidas de estimativa de precipitação oriundas do TRMM demonstram que a sensibilidade quanto a identificação de eventos extremos pode ser atribuída a resolução dos dados, em que a variação e obtenção dos dados se dá de forma mais distribuída por *pixel*. Sendo assim, para esse estudo de caso os dados do TRMM se apresentam mais acurados para a identificação de eventos de extremos climáticos quando comparados aos dados do CRU;
- v. O cálculo da probabilidade para eventos de extremos identificou espacialmente quais municípios estão mais vulneráveis a eventos de seca ou umidade, juntamente com a variação quanto as altitudes do relevo da área de estudo onde os municípios com altitudes mais baixas e mais próximos a mesorregião da Zona da Mata Pernambucana apresentaram alta probabilidade à eventos de umidade (14%) e baixa probabilidade para eventos de seca (5%).

AGRADECIMENTOS

O primeiro autor agradece a bolsa de mestrado apoiada pelo projeto 23076.033077/2018-58/FADE/UFPE/Prefeitura de Caruaru, o segundo autor agradece o apoio ao projeto 310452/2018-0/PQ/CNPq e o último autor agradece a bolsa de mestrado apoiada pela CAPES.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUTU, N. O.; AWANGE, J. L.; NDEHEDEHE, C.; MWANIKI, M. Consistency of agricultural drought characterization over Upper Greater Horn of Africa (1982–2013): Topographical, gauge density, and model forcing influence. **Science of the Total Environment**, v. 709, p. 135149, 2020. Elsevier B.V. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135149>>. .

ALI, M.; DEO, R. C.; MARASENI, T.; DOWNS, N. J. Improving SPI-derived drought forecasts incorporating synoptic-scale climate indices in multi-phase multivariate empirical mode decomposition model hybridized with simulated annealing and kernel ridge regression algorithms. **Journal of Hydrology**, v. 576, n. June, p. 164–184, 2019. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.06.032>>. .

ALMEIDA, C. T. DE; DELGADO, R. C.; JUNIOR, J. F. DE O.; GOIS, G.; CAVALCANTI, A. S. Avaliação das estimativas de precipitação do produto 3B43-TRMM do estado do Amazonas. **Floresta e Ambiente**, v. 22, n. 3, p. 279–286, 2015.

AMINI, A.; KOLAHCHI, A. A.; AL-ANSARI, N.; MOGHADAM, M. K.; MOHAMMAD, T. Application of TRMM Precipitation Data to Evaluate Drought and Its Effects on Water Resources Instability. **Applied Sciences**, v. 9, n. 24, p. 5377, 2019. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2076-3417/9/24/5377>>. Acesso em: 27/12/2019.

APAC – Agência Pernambucana de Águas e Clima. **Organograma**. 2015. Disponível em: http://www.apac.pe.gov.br/pagina.php?page_id=2&subpage_id=4. Acesso dia 20 jul. 2020.

AWANGE, J. L.; MPELASOKA, F.; GONCALVES, R. M. When every drop counts: Analysis of Droughts in Brazil for the 1901-2013 period. **Science of the Total Environment**, v. 566–567, p. 1472–1488, 2016. Elsevier B.V. Disponível em: <<https://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.06.031>>. .

BELDA, M.; HOLTANOVÁ, E.; HALENKA, T.; KALVOVÁ, J. Climate classification revisited: From Köppen to Trewartha. **Climate Research**, v. 59, n. 1, p. 1–13, 2014.

BIEMANS, H.; HUTJES, R. W. A.; KABAT, P.; et al. Effects of precipitation uncertainty on discharge calculations for main river basins. **Journal of Hydrometeorology**, v. 10, n. 4, p. 1011–1025, 2009.

BIER, A. A.; FERRAZ, S. E. T. Comparação de Metodologias de Preenchimento de Falhas em Dados Meteorológicos para Estações no Sul do Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 2, p. 215–226, 2017.

BRASIL. IBGE. Censo Demográfico, 2017. Disponível em: <www.ibge.gov.br>. Acesso em: 14 jun. 2020.

BRASIL. IBGE. Censo Demográfico, 2019. Disponível em: <www.ibge.gov.br>. Acesso em: 23 jul. 2020.

BRITO, S. S. B.; CUNHA, A. P. M. A.; CUNNINGHAM, C. C.; et al. Frequency, duration and severity of drought in the Semiarid Northeast Brazil region. **International Journal of**

Climatology, v. 38, n. 2, p. 517–529, 2018.

CERÓN, W. L.; KAYANO, M. T.; ANDREOLI, R. V.; et al. Recent intensification of extreme precipitation events in the La Plata Basin in Southern South America (1981–2018). **Atmospheric Research**, v. 249, n. October 2020, p. 105299, 2021. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105299>>. .

CHEN, C.; CHEN, Q.; DUAN, Z.; et al. Multiscale comparative evaluation of the GPM IMERG v5 and TRMM 3B42 v7 precipitation products from 2015 to 2017 over a climate transition area of China. **Remote Sensing**, v. 10, n. 6, p. 1–18, 2018.

CHEN, F.; LI, X. Evaluation of IMERG and TRMM 3B43 monthly precipitation products over mainland China. **Remote Sensing**, v. 8, n. 6, p. 1–18, 2016.

ERAZO, B.; BOURREL, L.; FRAPPART, F.; et al. Validation of satellite estimates (Tropical Rainfall Measuring Mission, TRMM) for rainfall variability over the Pacific slope and Coast of Ecuador. **Water (Switzerland)**, v. 10, n. 2, 2018.

FANG, J.; YANG, W.; LUAN, Y.; et al. Evaluation of the TRMM 3B42 and GPM IMERG products for extreme precipitation analysis over China. **Atmospheric Research**, v. 223, n. September 2018, p. 24–38, 2019. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.03.001>>. .

FARSANI, I. F.; FARZANEH, M. R.; BESALATPOUR, A. A.; SALEHI, M. H.; FARAMARZI, M. Assessment of the impact of climate change on spatiotemporal variability of blue and green water resources under CMIP3 and CMIP5 models in a highly mountainous watershed. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 136, n. 1–2, p. 169–184, 2019. Theoretical and Applied Climatology.

GUERMAZI, E.; BOUAZIZ, M.; ZAIRI, M. Water irrigation management using remote sensing techniques: a case study in Central Tunisia. **Environmental Earth Sciences**, v. 75, n. 3, p. 1–14, 2016. Springer Verlag.

HASAN, E.; TARHULE, A.; HONG, Y.; MOORE, B. Assessment of Physical Water Scarcity in Africa Using GRACE and TRMM Satellite Data. **Remote Sensing**, v. 11, n. 8, p. 904, 2019. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2072-4292/11/8/904>>. Acesso em: 27/12/2019.

LIMA, F. V. M. S.; GONÇALVES, R. M.; CASTRO, H. D. M.; VILA NOVA, R. A. Assessment of Hydrological Mass Losses in the Northeast Atlantic Eastern Hydrographic Region, Brazil. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 26, n. 3, p. 0–1, 2020.

LIU, Z.; OSTRENGA, D.; TENG, W.; KEMPLER, S. Tropical rainfall measuring mission (TRMM) precipitation data and services for research and applications. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 93, n. 9, p. 1317–1325, 2012.

MADANI, K. Water management in Iran : what is causing the looming crisis ? **J Environ Stud Sci**, v. 4, n. August, p. 315–328, 2014.

MAGALHÃES, M. N. **Probabilidade e Variáveis Aleatórias**. 2a edição ed. São Paulo, 2006.

MAGGIONI, V.; MEYERS, P. C.; ROBINSON, M. D. A Review of Merged High-Resolution Satellite Precipitation Product Accuracy during the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Era. **Journal of Hydrometeorology**, v. 17, n. 4, p. 1101–1117, 2016. American Meteorological Society.

MARENGO, J. A.; TORRES, R. R.; ALVES, L. M. Drought in Northeast Brazil—past, present, and future. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 129, n. 3–4, p. 1189–1200, 2017. Theoretical and Applied Climatology.

MATTOS, J. B.; SILVA, K. B.; SILVA, R. J.; et al. Natural factors or environmental neglect? Understanding the dilemma of a water crisis in a scenario of water plenty. **Land Use Policy**, v. 82, p. 509–517, 2019. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.12.027>>. .

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLEIST, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. Eighth Conference on Applied Climatology. **Anais...**, 1993.

MISHRA, A. K.; SINGH, V. P. A review of drought concepts. **Journal of Hydrology**, v. 391, n. 1–2, p. 202–216, 2010. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>>. .

MITCHELL, T. D.; JONES, P. D. An improved method of constructing a database of monthly climate observations and associated high-resolution grids. **International Journal of Climatology**, v. 25, n. 6, p. 693–712, 2005.

MORIASI, D. N.; ARNOLD, J. G.; LIEW, M. W. VAN; et al. Model Evaluation Guidelines For Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 50, n. 3, p. 885–900, 2007.

NASTOS, P. T.; KAPSOMENAKIS, J.; PHILANDRAS, K. M. Evaluation of the TRMM 3B43 gridded precipitation estimates over Greece. **Atmospheric Research**, v. 169, p. 497–514, 2016. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.08.008>>. .

NAUMANN, G.; BARBOSA, P.; CARRAO, H.; SINGLETON, A.; VOGT, J. Monitoring drought conditions and their uncertainties in Africa using TRMM data. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 51, n. 10, p. 1867–1874, 2012.

NDEHEDEHE, C. E.; AGUTU, N. O.; FERREIRA, V. G.; GETIRANA, A. Evolutionary drought patterns over the Sahel and their teleconnections with low frequency climate oscillations. **Atmospheric Research**, v. 233, p. 104700, 2020. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.104700>>. .

NGUYEN, T. T.; NGO, H. H.; GUO, W.; et al. Implementation of a specific urban water management - Sponge City. **Science of the Total Environment**, v. 652, p. 147–162, 2019. Elsevier B.V. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.168>>. .

NOBRE, C. A.; MARENGO, J. A.; SELUCHI, M. E.; CUARTAS, L. A.; ALVES, L. M. Some Characteristics and Impacts of the Drought and Water Crisis in Southeastern Brazil during 2014 and 2015. **Journal of Water Resource and Protection**, v. 08, n. 02, p. 252–262, 2016.

NOURI, H.; NAGLER, P.; CHAVOSHI BORUJENI, S.; et al. Effect of spatial resolution of satellite images on estimating the greenness and evapotranspiration of urban green spaces. **Hydrological Processes**, v. 34, n. 15, p. 3183–3199, 2020.

OZKAN, U. Y.; OZDEMIR, I.; DEMIREL, T.; SAGLAM, S.; YESIL, A. Comparison of satellite images with different spatial resolutions to estimate stand structural diversity in urban forests. **Journal of Forestry Research**, v. 28, n. 4, p. 805–814, 2017. Springer Berlin Heidelberg.

SAMPAIO, T. V. M. Diretrizes e procedimentos metodológicos para a cartografia de síntese com atributos quantitativos via álgebra de mapas e análise multicritério. **Boletim de Geografia**, v. 30, n. 1, p. 121–131, 2012.

SANTOS, S. R. Q. DOS; CUNHA, A. P. M. DO A.; RIBEIRO-NETO, G. G. Avaliação De Dados De Precipitação Para O Monitoramento Do Padrão Espaço-Temporal Da Seca No Nordeste Do Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 25, p. 80–100, 2019.

SCHNEIDER, U.; FINGER, P.; MEYER-CHRISTOFFER, A.; et al. Evaluating the hydrological cycle over land using the newly-corrected precipitation climatology from the Global Precipitation Climatology Centre (GPCC). **Atmosphere**, v. 8, n. 3, 2017.

SHUKLA, A. K.; OJHA, C. S. P.; SINGH, R. P.; PAL, L.; FU, D. Evaluation of TRMM Precipitation Dataset over Himalayan Catchment: The Upper Ganga Basin, India. **Water**, v. 11, n. 3, p. 613, 2019. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2073-4441/11/3/613>>. Acesso em: 27/12/2019.

SITH, R.; WATANABE, A.; NAKAMURA, T.; YAMAMOTO, T.; NADAOKA, K. Assessment of water quality and evaluation of best management practices in a small agricultural watershed adjacent to Coral Reef area in Japan. **Agricultural Water Management**, v. 213, p. 659–673, 2019. Elsevier B.V.

SORIANO, É.; DE RESENDE LONDE, L.; DI GREGORIO, L. T.; COUTINHO, M. P.; SANTOS, L. B. L. Water crisis in são paulo evaluated under the disaster's point of view. **Ambiente e Sociedade**, v. 19, n. 1, p. 21–42, 2016. Universidade Estadual de Campinas.

SULIMAN, A. H. A.; AWCHI, T. A.; AL-MOLA, M.; SHAHID, S. Evaluation of remotely sensed precipitation sources for drought assessment in Semi-Arid Iraq. **Atmospheric Research**, v. 242, n. January, p. 105007, 2020. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105007>>. .

SULLIVAN, C. Calculating a Water Poverty Index. **World Development**, v. 30, n. 7, p. 1195–1210, 2002.

TAO, H.; FISCHER, T.; ZENG, Y.; FRAEDRICH, K. Evaluation of TRMM 3B43 precipitation data for drought monitoring in Jiangsu Province, China. **Water (Switzerland)**, v. 8, n. 6, p. 1–13, 2016.

TORTAJADA, C.; GONZÁLEZ-GÓMEZ, F.; BISWAS, A. K.; BUURMAN, J. Water demand management strategies for water-scarce cities: The case of Spain. **Sustainable Cities and Society**, v. 45, p. 649–656, 2019. Elsevier Ltd.

TRENBERTH, K. E.; ASRAR, G. R. Challenges and Opportunities in Water Cycle

Research: WCRP Contributions. **Surveys in Geophysics**, v. 35, n. 3, p. 515–532, 2014.

VICENTE-SERRANO, S. M.; BEGUERÍA, S.; LÓPEZ-MORENO, J. I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index. **Journal of Climate**, v. 23, n. 7, p. 1696–1718, 2010.

VÖRÖSMARTY, C. J.; GREEN, P.; SALISBURY, J.; LAMMERS, R. B. Global water resources: Vulnerability from climate change and population growth. **Science**, v. 289, n. 5477, p. 284–288, 2000.

WANG, W.; LIN, H.; CHEN, N.; CHEN, Z. Evaluation of multi-source precipitation products over the Yangtze River Basin. **Atmospheric Research**, v. 249, n. July 2020, p. 105287, 2021. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105287>>.

XU, R.; TIAN, F.; YANG, L.; et al. Ground validation of GPM IMERG and trmm 3B42V7 rainfall products over Southern Tibetan plateau based on a high-density rain gauge network. **Journal of Geophysical Research**, v. 122, n. 2, p. 910–924, 2017.

YONG, B.; LIU, D.; GOURLEY, J. J.; et al. Global view of real-time TRMM multisatellite precipitation analysis: Implications for its successor global precipitation measurement mission. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 96, n. 2, p. 283–296, 2015.

YU, Y.; WANG, J.; CHENG, F.; DENG, H.; CHEN, S. Drought monitoring in Yunnan Province based on a TRMM precipitation product. **Natural Hazards**, v. 104, n. 3, p. 2369–2387, 2020. Springer Netherlands. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11069-020-04276-2>>.

ZARCH, M. A. A.; SIVAKUMAR, B.; SHARMA, A. Droughts in a warming climate: A global assessment of Standardized precipitation index (SPI) and Reconnaissance drought index (RDI). **Journal of Hydrology**, v. 526, p. 183–195, 2015. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.09.071>>.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta dissertação é composta por dois artigos, discriminados nos Capítulos 1 e 2. A temática central dos dois artigos se assemelham, pois abordam fatores climáticos e o desenvolvimento destes ao longo dos anos através de análises temporais. As áreas de estudo são distintas, abordando fatores que influenciam em escala local, como é o caso do Capítulo 1 na cidade do Recife, e escala regional para o Capítulo 2 na região do Agreste Pernambucano.

O capítulo 1 foi um estudo de caso, considerando a cidade do Recife – PE, onde foi implementado técnicas de processamento digital de imagens aplicadas aos produtos do *Landsat* 5 e 8 com o objetivo de identificar a variabilidade dos parâmetros NDVI e

temperatura da superfície em um intervalo de 30 anos, de 1989 a 2019. As principais conclusões encontradas foram:

- I. O ano de 2019 apresentou temperaturas mais elevadas (37 °C) quando comparadas as temperaturas mais altas do ano de 1989 (32 °C);
- II. Em termos de variabilidade espacial em km², a cidade do Recife sofreu um crescimento de 34% nas temperaturas acima de 33.01°C, vindo a diminuir em aproximadamente 44% os locais que antes possuíam temperaturas mais amenas como as do grupo entre 24.01 °C a 27 °C;
- III. A classe que mais sofreu variação foi a representada pelos valores de 0.0001 - 0,2 (solo exposto), onde a porcentagem de área foi quadruplicada com relação aos anos extremos (1989 e 2019), saltando em torno de 5% para 21%;
- IV. Com a análise estatística e perfis adotados foi possível afirmar que houve uma correlação inversa entre os parâmetros considerados (NDVI e Temperatura da Superfície);
- V. Através da série temporal utilizada foi possível detectar e verificar a variabilidade tanto das Ilhas de Calor Urbanas quanto das Ilhas de Frescor;
- VI. Por fim, destaca-se que o aumento da temperatura superficial durante os 30 anos estudados foi considerado alto.

No capítulo 2 foram avaliados dados de precipitação mensal obtidos a partir de três fontes distintas, sendo elas estações meteorológicas, banco de dados global CRU, e dados de sensores multi-satélites TRMM, para verificar a influência de diferentes resoluções espaciais na identificação de eventos extremos de precipitação, aplicados a um estudo de caso na região do Agreste pernambucano. Os principais resultados encontrados indicam que:

- I. Através da análise estatística dos dados de precipitação com base no cálculo do coeficiente de correlação de Pearson (r) foi observado um melhor desempenho quando utilizados os dados de precipitação oriundos do TRMM;
- II. As métricas utilizadas para identificar a tendência dos dados de precipitação, RB e RSR, indicam que houve superestimação para os dois conjuntos de dados;
- III. Por meio da correlação do SPI aplicado aos dados das estações meteorológicas e das outras duas fontes de dados, TRMM e CRU, foi possível identificar que os conjuntos estudados não têm a mesma qualidade estatística para fins de identificar eventos extremos climáticos, onde os dados do TRMM apresentaram uma correlação maior no produto do SPI;
- IV. Os anos de 1999, 2002, 2004, 2009, 2012 e 2016 foram os que apresentaram maior divergência entre as fontes, tal fato pode ter justificativa pela diferença

de resolução e processo de obtenção de dados, tendo em vista que o dado de maior resolução (TRMM) utiliza estimativas de precipitação que ocorreram em uma área menor do que os dados do CRU e consequentemente sofreram menos interferência das áreas vizinhas;

- V. Os resultados obtidos através das medidas de estimativa de precipitação oriundas do TRMM demonstram que a sensibilidade quanto a identificação de eventos extremos pode ser atribuída a resolução dos dados;
- VI. O cálculo da probabilidade para eventos de extremos identificou espacialmente quais municípios estão mais vulneráveis a eventos de seca ou umidade, juntamente com a variação quanto as altitudes do relevo da área de estudo onde os municípios com altitudes mais baixas e mais próximos a mesorregião da Zona da Mata Pernambucana apresentaram alta probabilidade à eventos de umidade (14%) e baixa probabilidade para eventos de seca (5%).

REFERÊNCIAS

AGUTU, N. O.; AWANGE, J. L.; NDEHEDEHE, C.; MWANIKI, M. Consistency of agricultural drought characterization over Upper Greater Horn of Africa (1982–2013): Topographical, gauge density, and model forcing influence. **Science of the Total Environment**, v. 709, p. 135149, 2020. Elsevier B.V. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135149>>.

ALI, M.; DEO, R. C.; MARASENI, T.; DOWNS, N. J. Improving SPI-derived drought forecasts incorporating synoptic-scale climate indices in multi-phase multivariate empirical mode decomposition model hybridized with simulated annealing and kernel ridge regression algorithms. **Journal of Hydrology**, v. 576, n. June, p. 164–184, 2019. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.06.032>>.

ALLEN, R.G., TASUMI, M; TEREZZA. R. SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land) – **Advanced Training and User Manual** – Idaho Implementation, version 1.0, 2002.

ALMEIDA, C. T. DE; DELGADO, R. C.; JUNIOR, J. F. DE O.; GOIS, G.; CAVALCANTI, A. S. Avaliação das estimativas de precipitação do produto 3B43-TRMM do estado do Amazonas. **Floresta e Ambiente**, v. 22, n. 3, p. 279–286, 2015.

AMINI, A.; KOLAHCHI, A. A.; AL-ANSARI, N.; MOGHADAM, M. K.; MOHAMMAD, T. Application of TRMM Precipitation Data to Evaluate Drought and Its Effects on Water Resources Instability. **Applied Sciences**, v. 9, n. 24, p. 5377, 2019. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2076-3417/9/24/5377>>. Acesso em: 27/12/2019.

AMORIM, M. C. DE C. T.; DUBREUIL, V.; CARDOSO, R. DOS S. Modelagem espacial da ilha de calor urbana em Presidente Prudente (SP) – Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 16, p. 29–45, Jan/Jul 2015. ISSN. 2237-8642.

APAC – Agência Pernambucana de Águas e Clima. **Organograma**. 2015. Disponível em: http://www.apac.pe.gov.br/pagina.php?page_id=2&subpage_id=4. Acesso dia 20 jul. 2020.

ARNFIELD, A. J. Two decades of urban climate research: A review of turbulence, exchanges of energy and water, and the urban heat island. **International Journal of Climatology**, v. 23, n. 1, p. 1–26, Jan 2003. DOI. 10.1002/joc.859.

ARYA, S. P. **Air Pollution Meteorology and Dispersion**, 2 ed. San Diego, California, USA: Academic Press, 2001.

AWANGE, J. L.; MPELASOKA, F.; GONCALVES, R. M. When every drop counts: Analysis of Droughts in Brazil for the 1901-2013 period. **Science of the Total Environment**, v. 566–567, p. 1472–1488, 2016. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.06.031>>.

BARROS, H. R.; LOMBARDO, M. A. A ilha de calor urbana e o uso e cobertura do solo em São Paulo-SP. **Geosp – Espaço e Tempo (Online)**, v. 20, n. 1, p. 160–177, Jan/ Apr 2016. ISSN. 2179-0892.

BASTIAANSEN, W. **Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain**. Netherlands: Wageningen, 1995.

BELDA, M.; HOLTANOVÁ, E.; HALENKA, T.; KALVOVÁ, J. Climate classification revisited: From Köppen to Trewartha. **Climate Research**, v. 59, n. 1, p. 1–13, 2014.

BEZERRA, P. E. S.; MORAES, E. T. I. DE; SOARES, I. R. DA C. Análise da Temperatura de Superfície e do Índice de Vegetação no Município de Belém na Identificação das Ilhas de Calor. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 70, n. 3, p. 803–818, Out 2018. DOI. <https://doi.org/10.14393/rbcv70n3-45701>.

BIEMANS, H.; HUTJES, R. W. A.; KABAT, P.; et al. Effects of precipitation uncertainty on discharge calculations for main river basins. **Journal of Hydrometeorology**, v. 10, n. 4, p. 1011–1025, 2009.

BIER, A. A.; FERRAZ, S. E. T. Comparação de Metodologias de Preenchimento de Falhas em Dados Meteorológicos para Estações no Sul do Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 2, p. 215–226, 2017.

BRASIL. IBGE. Censo Demográfico, 2017. Disponível em: <www.ibge.gov.br>. Acesso em: 14 jun. 2020.

BRASIL. IBGE. Censo Demográfico, 2019. Disponível em: <www.ibge.gov.br>. Acesso em: 23 jul. 2020.

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

CERÓN, W. L.; KAYANO, M. T.; ANDREOLI, R. V.; et al. Recent intensification of extreme precipitation events in the La Plata Basin in Southern South America (1981–2018). **Atmospheric Research**, v. 249, n. October 2020, p. 105299, 2021. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105299>>.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. L.; BARSÍ, J. A. Revised Landsat-5 Thematic Mapper Radiometric Calibration. **IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS**, v. 4, n. 3, p. 490–494, Jul 2007. DOI. 10.1109/LGRS.2007.898285.

CHEN, C.; CHEN, Q.; DUAN, Z.; et al. Multiscale comparative evaluation of the GPM IMERG v5 and TRMM 3B42 v7 precipitation products from 2015 to 2017 over a climate transition area of China. **Remote Sensing**, v. 10, n. 6, p. 1–18, 2018.

CHEN, F.; LI, X. Evaluation of IMERG and TRMM 3B43 monthly precipitation products over mainland China. **Remote Sensing**, v. 8, n. 6, p. 1–18, 2016.

CHEN, X. L.; ZHAO, H. M.; LI, P. X.; YIN, Z. Y. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. **Remote Sensing of Environment**, v. 104, n. 2, p. 133–146, Sep 2006. DOI. 10.1016/j.rse.2005.11.016.

COMPAORÉ, H.; HENDRICKX, J. M.; HONG, S.; FRIESEN, J.; VAN DE GIESEN, N. C.; RODGERS, C.; SZARZYNSKI, J.; VLEK, P. L. G. Evaporation mapping at two scales using optical imagery in the White Volta Basin, Upper East Ghana. **Physics and Chemistry of the Earth**, v.33, p.127-140, May 2008. DOI. 10.1016/j.pce.2007.04.021.

COSTA, D. F. DA; SILVA, H. R.; PERES, L. D. F. Identificação de ilhas de calor na área urbana de Ilha Solteira - SP através da utilização de geotecnologias. **Eng. Agríc., Jaboticabal**, v. 30, n. 5, p. 974–985, Apr 2010. DOI. 10.1590/S0100-69162010000500019.

DANCEY, C. P.; REIDY, J. Estatística Sem Matemática para Psicologia: Usando SPSS para Windows. Porto Alegre, **Artmed**, 2006.

ERAZO, B.; BOURREL, L.; FRAPPART, F.; et al. Validation of satellite estimates (Tropical Rainfall Measuring Mission, TRMM) for rainfall variability over the Pacific slope and Coast of Ecuador. **Water (Switzerland)**, v. 10, n. 2, 2018.

FANG, J.; YANG, W.; LUAN, Y.; et al. Evaluation of the TRMM 3B42 and GPM IMERG products for extreme precipitation analysis over China. **Atmospheric Research**, v. 223, n. September 2018, p. 24–38, 2019. Elsevier. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.03.001>.

FARSANI, I. F.; FARZANEH, M. R.; BESALATPOUR, A. A.; SALEHI, M. H.; FARAMARZI, M. Assessment of the impact of climate change on spatiotemporal variability of blue and green water resources under CMIP3 and CMIP5 models in a highly mountainous watershed. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 136, n. 1–2, p. 169–184, 2019. Theoretical and Applied Climatology.

FIGUEIREDO FILHO, D. B.; SILVA JÚNIOR, J. A. DA. Desvendando os mistérios do coeficiente de correlação de Pearson (r). **Revista Política Hoje**, v. 18, n. 1, p. 115–146, 2009.

FRANÇA, L. M. DE A.; SANTOS, M. S. DOS; LINS, T. M. P.; PEREIRA, J. A. DOS S.; GALVÍNCIO, J. D. Análise do desconforto térmico causado pela ilha de calor urbana em um bairro do Recife-PE utilizando sensoriamento remoto. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - SBSR, 17, 2015, João Pessoa-PB, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 5842–5849.

GALLO, K. P.; TARPLEY, J. D.; MCNAB, A. L.; KARL, T. R. Assessment of urban heat islands: a satellite perspective. **Atmospheric Research**, v. 37, n. 1–3, p. 37–43, Jul 1995. DOI. 10.1016/0169-8095(94)00066-M.

GAMARRA, N. L. R.; CORRÊA, M. D. P.; TARGINO, A. C. D. L. Utilização de sensoriamento remoto em análises de albedo e temperatura de superfície em Londrina – PR: contribuições para estudos de ilha de calor urbana. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 29, n. 4, p. 537–550, Oct/ Dec 2014. DOI. 10.1590/0102-778620130671.

GUERMAZI, E.; BOUAZIZ, M.; ZAIRI, M. Water irrigation management using remote sensing techniques: a case study in Central Tunisia. **Environmental Earth Sciences**, v. 75, n. 3, p. 1–14, 2016. Springer Verlag.

HASAN, E.; TARHULE, A.; HONG, Y.; MOORE, B. Assessment of Physical Water Scarcity in Africa Using GRACE and TRMM Satellite Data. **Remote Sensing**, v. 11, n. 8, p. 904, 2019. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2072-4292/11/8/904>>. Acesso em: 27/12/2019.

HUETE, A. R. A. Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 1, p. 295–309, Aug 1988. DOI. 10.1016/0034-4257(88)90106-X.

IBGE. **IBGE divulga as Estimativas de População dos municípios para 2018**. 2018.

IMHOFF, M. L.; ZHANG, P.; WOLFE, R. E.; BOUNOUA, L. Remote sensing of the urban heat island effect across biomes in the continental USA. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, p. 504–513, Mar 2010. DOI. 10.1016/j.rse.2009.10.008.

KÖPPEN, W. Sistema Geográfico dos Climas. **Notas e Comunicações de Geografia**. n. 12, p. 4-29. Tradução Antônio Carlos de Barros Correa, 2004.

LIMA, F. V. M. S.; GONÇALVES, R. M.; CASTRO, H. D. M.; VILA NOVA, R. A. Assessment of Hydrological Mass Losses in the Northeast Atlantic Eastern Hydrographic Region, Brazil. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 26, n. 3, p. 0–1, 2020.

LIMA, V.; AMORIM, M. C. DE C. T. A utilização de informações de temperatura da superfície, do NDVI e de temperatura do ar na análise de qualidade ambiental urbana. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - SBSR, 15, 2011, Curitiba-PR, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 1028–1035.

LIU, Z.; OSTRENGA, D.; TENG, W.; KEMPLER, S. Tropical rainfall measuring mission (TRMM) precipitation data and services for research and applications. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 93, n. 9, p. 1317–1325, 2012.

LIU, L.; ZHANG, Y. Urban heat island analysis using the landsat TM data and ASTER Data: A case study in Hong Kong. **Remote Sensing**, v. 3, n. 7, p. 1535–1552, Jul 2011. DOI. 10.3390/rs3071535.

LO, C. P.; QUATTROCHI, D. A. Land-use and land-cover change, urban heart island phenomenon, and health implication: A remote sensing approach. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 69, n. 9, p. 1053–1063, Sep 2003. DOI. 10.14358/PERS.69.9.1053.

LOTUFO, J. B. DA S.; MACHADO, N. G.; TAQUES, L. DE M.; MÜTZENBERG, D. M. DE S.; NETO, N. L.; BIUDES, M. S. Índices Espectrais e Temperatura de Superfície em Áreas Queimadas no Parque Estadual do Araguaia em Mato Grosso. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 02, p. 648–663, Apr 2020. DOI. 10.26848/rbgf.v13.2.p648-663.

MADANI, K. Water management in Iran : what is causing the looming crisis ? **J Environ Stud Sci**, v. 4, n. August, p. 315–328, 2014.

MAGALHÃES, M. N. **Probabilidade e Variáveis Aleatórias**. 2a edição ed. São Paulo, 2006.

MAGGIONI, V.; MEYERS, P. C.; ROBINSON, M. D. A Review of Merged High-Resolution Satellite Precipitation Product Accuracy during the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Era. **Journal of Hydrometeorology**, v. 17, n. 4, p. 1101–1117, 2016. American Meteorological Society.

MANLEY, G. On the frequency of snowfall in metropolitan England. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 84, p. 70–72, Aug 1958. DOI. 10.1002/qj.49708435910.

MARENGO, J. A.; TORRES, R. R.; ALVES, L. M. Drought in Northeast Brazil—past, present, and future. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 129, n. 3–4, p. 1189–1200, 2017. Theoretical and Applied Climatology.

MARKHAM, B. L.; BAKER, J. L. Thematic mapper bandpass solar exoatmospherical irradiances, Int. **Journal of Remote Sensing**, v. 8, n. 3, p. 517– 523, Apr 1987. DOI. 10.1080/01431168708948658.

MATOS, R. C. DE M.; CANDEIAS, A. L. B.; AZEVEDO, J. R. G.; HATTERMANN, F. F.; KOCH, H.; KLEINSCHMI, B. Análise multitemporal do albedo, NDVI e temperatura no entorno do reservatório de Itaparica – PE: anos de 1985 e 2010. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 3, n. 67, p. 545–554, May/ Jun 2015. DOI.

MATOS, R. C. DE M.; CANDEIAS, A. L. B.; AZEVEDO, J. R. G. DE. Estimativas do saldo de radiação instantâneo no entorno do reservatório de Itaparica – PE com uso de imagens orbitais. **Revista Brasileira de Cartografia**, p. 641–654, 2016.

MATTOS, J. B.; SILVA, K. B.; SILVA, R. J.; et al. Natural factors or environmental neglect? Understanding the dilemma of a water crisis in a scenario of water plenty. **Land Use Policy**, v. 82, p. 509–517, 2019. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.12.027>>.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLEIST, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. Eighth Conference on Applied Climatology. **Anais...**, 1993.

MISHRA, A. K.; SINGH, V. P. A review of drought concepts. **Journal of Hydrology**, v. 391, n. 1–2, p. 202–216, 2010. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>>. .

MITCHELL, T. D.; JONES, P. D. An improved method of constructing a database of monthly climate observations and associated high-resolution grids. **International Journal of Climatology**, v. 25, n. 6, p. 693–712, 2005.

MOREIRA, E. B. M. **Variação espacial e multitemporal das temperaturas da superfície na Cidade do Recife**. 97 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Departamento de Ciências Geográficas, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2009.

MOREIRA, E. B. M. **Balanco de energia e evapotranspiração na cidade do Recife-PE por sensoriamento remoto**. 155 f. Tese (Doutorado em Geografia) - Departamento de Ciências Geográficas, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2014.

MOREIRA, E. B. M.; GALVÍNCIO, J. D. Espacialização das temperaturas à superfície na cidade do Recife, utilizando imagens TM-LANND SAT 7. **Revista de Geografia (Recife)**, v. 24, n. 3, p. 101–115, Sep/ Dec 2007.

MOREIRA, E. B. M.; NÓBREGA, R. S.; SILVA, B. B. DA; RIBEIRO, E. P. O modelo SEBAL para estudos de clima intraurbano: aplicação em Recife, Pernambuco, Brasil. **RA'EGA - O Espaço Geográfico em Análise**, v. 39, p. 247–265, Apr 2017. DOI. 10.5380/raega.v39i0.45691.

MOREIRA, E. B. M.; NÓBREGA, R. S. Identificação do fenômeno ilhas de calor na área urbana do Recife-PE, através do canal infravermelho termal do satélite Landsat 5. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 15, 2011, Curitiba-PR, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 0768–0775.

MORIASI, D. N.; ARNOLD, J. G.; LIEW, M. W. VAN; et al. Model Evaluation Guidelines For Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 50, n. 3, p. 885–900, 2007.

NASTOS, P. T.; KAPSOMENAKIS, J.; PHILANDRAS, K. M. Evaluation of the TRMM 3B43 gridded precipitation estimates over Greece. **Atmospheric Research**, v. 169, p. 497–514, 2016. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.08.008>>.

NAUMANN, G.; BARBOSA, P.; CARRAO, H.; SINGLETON, A.; VOGT, J. Monitoring drought conditions and their uncertainties in Africa using TRMM data. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 51, n. 10, p. 1867–1874, 2012.

NDEHEDEHE, C. E.; AGUTU, N. O.; FERREIRA, V. G.; GETIRANA, A. Evolutionary drought patterns over the Sahel and their teleconnections with low frequency climate oscillations. **Atmospheric Research**, v. 233, p. 104700, 2020. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.104700>>.

NGUYEN, T. T.; NGO, H. H.; GUO, W.; et al. Implementation of a specific urban water management - Sponge City. **Science of the Total Environment**, v. 652, p. 147–162, 2019. Elsevier B.V. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.168>>.

NOBRE, C. A.; MARENGO, J. A.; SELUCHI, M. E.; CUARTAS, L. A.; ALVES, L. M. Some Characteristics and Impacts of the Drought and Water Crisis in Southeastern Brazil during 2014 and 2015. **Journal of Water Resource and Protection**, v. 08, n. 02, p. 252–262, 2016.

NÓBREGA, R. S.; LEMOS, T. V. DA S. O microclima e o (des)conforto térmico em ambientes abertos na cidade do Recife. **Revista de Geografia (UFPE)**, v. 28, n. 1, p. 93–109, Jul 2011.

NÓBREGA, R. S.; SANTOS, P. F. C. DOS; MOREIRA, E. B. M. Variação diurna-noturna das ilhas de calor na cidade do Recife – PE. In: Simpósio Brasileiro de Climatologia Geográfica - SBCG, 12, 2016, Goiânia-GO, Brasil, **Anais...** ABClima, 2016. p. 1718–1729.

NOURI, H.; NAGLER, P.; CHAVOSHI BORUJENI, S.; et al. Effect of spatial resolution of satellite images on estimating the greenness and evapotranspiration of urban green spaces. **Hydrological Processes**, v. 34, n. 15, p. 3183–3199, 2020.

OKE, T. R. City size and the urban heat island. **Atmospheric Environment Pergamon Press**, v. 7, p. 769–779, Aug 1973. DOI. 10.1016/0004-6981(73)90140-6.

OLIVEIRA, M. T. DE; GANEM, K. A.; BAPTISTA, G. M. de M. Análise sazonal da relação entre sequestro de carbono e ilhas de calor urbanas nas metrópoles de São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte E Brasília. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 4, p. 807–825, Apr 2017.

OZKAN, U. Y.; OZDEMIR, I.; DEMIREL, T.; SAGLAM, S.; YESIL, A. Comparison of satellite images with different spatial resolutions to estimate stand structural diversity in urban forests. **Journal of Forestry Research**, v. 28, n. 4, p. 805–814, 2017. Springer Berlin Heidelberg.

PENG, S.; PIAO, S.; CIAIS, P.; FRIEDLINGSTEIN, P.; OTTLE, C.; BRÉON, F. M.; NAN, H.; ZHOU, L.; MYNENI, R. B. A. Surface urban heat island across 419 global big cities. **Environmental Science and Technology**, v. 46, n. 2, p. 696–703, Dec 2012. DOI. 10.1021/es2030438.

PUREVDORJ, T. S., TATEISHI, R., ISHIYAMA, T., & HONDA, Y. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, n. 18, p. 3519–3535, Nov 1998. DOI. 10.1080/014311698213795.

SAMPAIO, T. V. M. Diretrizes e procedimentos metodológicos para a cartografia de síntese com atributos quantitativos via álgebra de mapas e análise multicritério. **Boletim de Geografia**, v. 30, n. 1, p. 121–131, 2012.

SANTOS, S. R. Q. DOS; CUNHA, A. P. M. DO A.; RIBEIRO-NETO, G. G. Avaliação De Dados De Precipitação Para O Monitoramento Do Padrão Espaço-Temporal Da Seca No Nordeste Do Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 25, p. 80–100, 2019.

SANTOS, T. O. DOS. **Identificação de ilhas de calor em Recife-PE por meio de sensoriamento remoto e dados meteorológicos de superfície**. 90 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Departamento de Engenharia Agrícola, Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2011.

SCHNEIDER, U.; FINGER, P.; MEYER-CHRISTOFFER, A.; et al. Evaluating the hydrological cycle over land using the newly-corrected precipitation climatology from the Global Precipitation Climatology Centre (GPCC). **Atmosphere**, v. 8, n. 3, 2017.

SECTMA - Secretaria de Ciência Tecnologia e Meio Ambiente. Atlas de bacias hidrográficas de Pernambuco. Recife: SECMA, 2006.

SENA, C. A. P.; FRANÇA, J. R. A.; PERES, L. F. Estudo da ilha de calor na região metropolitana do Rio de Janeiro usando dados do MODIS. **Anuario do Instituto de Geociencias - UFRJ**, v. 37, n. 2, p. 111–122, Dec 2014. DOI. 10.11137/2014_2_111_122.

SHUKLA, A. K.; OJHA, C. S. P.; SINGH, R. P.; PAL, L.; FU, D. Evaluation of TRMM Precipitation Dataset over Himalayan Catchment: The Upper Ganga Basin, India. **Water**, v. 11, n. 3, p. 613, 2019. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2073-4441/11/3/613>>. Acesso em: 27/12/2019.

SILVA, B. B.; BRAGA, A. C.; OLIVEIRA, L. M. M.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; BARBOSA JUNIOR, B. Procedures for calculation of the albedo with OLI-Landsat 8 images: Application to the Brazilian semi-arid. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.20, n.1, p. 3 - 8, Jan 2016. DOI. 10.1590/1807-1929/agriambi.v20n1p3-8.

SITH, R.; WATANABE, A.; NAKAMURA, T.; YAMAMOTO, T.; NADAOKA, K. Assessment of water quality and evaluation of best management practices in a small agricultural watershed adjacent to Coral Reef area in Japan. **Agricultural Water Management**, v. 213, p. 659–673, 2019. Elsevier B.V.

SOUZA, D. O. DE. **Influência da ilha de calor urbana das cidades de Manaus e Belém sobre o microclima local**. 219 f. Tese (Doutorado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2012.

SORIANO, É.; DE RESENDE LONDE, L.; DI GREGORIO, L. T.; COUTINHO, M. P.; SANTOS, L. B. L. Water crisis in são paulo evaluated under the disaster's point of view. **Ambiente e Sociedade**, v. 19, n. 1, p. 21–42, 2016. Universidade Estadual de Campinas.

STATHOPOULOU, M.; CARTALIS, C. Downscaling AVHRR land surface temperatures for improved surface urban heat island intensity estimation. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 12, p. 2592–2605, Dec 2009. DOI. 10.1016/j.rse.2009.07.017.

SULIMAN, A. H. A.; AWCHI, T. A.; AL-MOLA, M.; SHAHID, S. Evaluation of remotely sensed precipitation sources for drought assessment in Semi-Arid Iraq. **Atmospheric Research**, v. 242, n. January, p. 105007, 2020. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105007>>.

SULLIVAN, C. Calculating a Water Poverty Index. **World Development**, v. 30, n. 7, p. 1195–1210, 2002.

SUN, C. Y.; BRAZEL, A. J.; CHOW, W. T. L.; HEDQUIST, B. C.; PRASHAD, L. Desert heat island study in winter by mobile transect and remote sensing techniques. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 98, n. 3–4, p. 323–335, Feb 2009. DOI. 10.1007/s00704-009-0120-2.

TAO, H.; FISCHER, T.; ZENG, Y.; FRAEDRICH, K. Evaluation of TRMM 3B43 precipitation data for drought monitoring in Jiangsu Province, China. **Water (Switzerland)**, v. 8, n. 6, p. 1–13, 2016.

TEIXEIRA, D. C. F.; AMORIM, M. C. DE C. T.; DUBREUIL, V. Modelagem da ilha de calor urbana para cidade pequena (Rancharia-SP) a partir de imagens do satélite Landsat 7 e de medidas da temperatura do ar. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 17, 2015, João Pessoa-PB, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 3181–3188.

TORTAJADA, C.; GONZÁLEZ-GÓMEZ, F.; BISWAS, A. K.; BUURMAN, J. Water demand management strategies for water-scarce cities: The case of Spain. **Sustainable Cities and Society**, v. 45, p. 649–656, 2019. Elsevier Ltd.

TRENBERTH, K. E.; ASRAR, G. R. Challenges and Opportunities in Water Cycle Research: WCRP Contributions. **Surveys in Geophysics**, v. 35, n. 3, p. 515–532, 2014.

TURCKER, C. J.; FUNG, I. Y.; KEELING, C. D.; GAMMON, R. H. Relationship between atmospheric CO₂ variations and a satellite-derived vegetation index. **Nature**, v. 319, p. 195–199, Jan 1986. DOI. 10.1038/319195a0.

VICENTE-SERRANO, S. M.; BEGUERÍA, S.; LÓPEZ-MORENO, J. I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index. **Journal of Climate**, v. 23, n. 7, p. 1696–1718, 2010.

VIGANÓ, H. A.; BORGES, E. F.; FRANCA-ROCHA, W. DE J. S. Análise do desempenho dos Índices de Vegetação NDVI e SAVI a partir de imagem Aster. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 15, 2011, Curitiba-PR, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 1828–1834.

VÖRÖSMARTY, C. J.; GREEN, P.; SALISBURY, J.; LAMMERS, R. B. Global water resources: Vulnerability from climate change and population growth. **Science**, v. 289, n. 5477, p. 284–288, 2000.

WANG, W.; LIN, H.; CHEN, N.; CHEN, Z. Evaluation of multi-source precipitation products over the Yangtze River Basin. **Atmospheric Research**, v. 249, n. July 2020, p. 105287, 2021. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105287>>.

XU, R.; TIAN, F.; YANG, L.; et al. Ground validation of GPM IMERG and trmm 3B42V7 rainfall products over Southern Tibetan plateau based on a high-density rain gauge network. **Journal of Geophysical Research**, v. 122, n. 2, p. 910–924, 2017.

YONG, B.; LIU, D.; GOURLEY, J. J.; et al. Global view of real-time TRMM multisatellite precipitation analysis: Implications for its successor global precipitation measurement mission. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 96, n. 2, p. 283–296, 2015.

YU, Y.; WANG, J.; CHENG, F.; DENG, H.; CHEN, S. Drought monitoring in Yunnan Province based on a TRMM precipitation product. **Natural Hazards**, v. 104, n. 3, p. 2369–2387, 2020. Springer Netherlands. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11069-020-04276-2>>.

YUAN, F.; BAUER, M. E. Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 106, n. 3, p. 375–386, Feb 2007. DOI. 10.1016/j.rse.2006.09.003.

ZARCH, M. A. A.; SIVAKUMAR, B.; SHARMA, A. Droughts in a warming climate: A global assessment of Standardized precipitation index (SPI) and Reconnaissance drought index (RDI). **Journal of Hydrology**, v. 526, p. 183–195, 2015. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.09.071>>.

ZHANG, P.; CAI, Y.; YANG, W.; YI, Y.; YANG, Z.; FU, Q. Contributions of climatic and anthropogenic drivers to vegetation dynamics indicated by NDVI in a large dam-reservoir-river system. **Journal of Cleaner Production**, v. 256, p. 120477, May 2020. DOI. 10.1016/j.jclepro.2020.120477.