



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

JÉSSICA FERNANDA DE LIMA

**ÍNDICES ESPECTRAIS, TEMPERATURA E O ALBEDO DE SUPERFÍCIE NO
BIOMA DA CAATINGA UTILIZANDO IMAGENS ORBITAIS**

Recife

2020

JÉSSICA FERNANDA DE LIMA

**ÍNDICES ESPECTRAIS, TEMPERATURA E O ALBEDO DE SUPERFÍCIE NO
BIOMA DA CAATINGA UTILIZANDO IMAGENS ORBITAIS**

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

Área de concentração: Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Leidjane Maria Maciel de Oliveira.

Recife
2020

Catálogo na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

L732i Lima, Jéssica Fernanda de.
Índices espectrais, temperatura e o albedo de superfície no bioma da caatinga utilizando imagens orbitais / Jéssica Fernanda de Lima. - 2020.
63 folhas, il., gráfs., tabs.

Orientadora: Profa. Dra. Leijdane Maria Maciel de Oliveira.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2020.
Inclui Referências.

1. Engenharia Cartográfica. 2. Antropização. 3. NDVI. 4. Geoprocessamento. 5. Precipitação. I. Oliveira, Leijdane Maria Maciel de (Orientadora). II. Título

UFPE

526.1 CDD (22. ed.)

BCTG/2020-163

JÉSSICA FERNANDA DE LIMA

**ÍNDICES ESPECTRAIS, TEMPERATURA E O ALBEDO DE SUPERFÍCIE NO
BIOMA DA CAATINGA UTILIZANDO IMAGENS ORBITAIS**

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

Aprovada em: 11 / 02 / 2020.

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Leidjane Maria Maciel de Oliveira (Orientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^a. Dr^a. Ioná Maria Beltrão Rameh Barbosa (Examinadora Externa)
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Pernambuco

Prof. Dr. Diogo Francisco Borba Rodrigues (Examinador Externo)
Centro Universitário Maurício de Nassau

Aos meus amados pais.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por permitir mais essa conquista, pois sem as suas misericórdias não teria sido possível chegar até aqui. Também sou grata aos meus pais e minha família pelo incentivo, amor e esforço para que esse título se tornasse real.

Agradeço a minha família pernambucana que abriram as portas e me acolheu como se eu fosse um parente de verdade, meus sinceros agradecimentos por esses dois anos de grandes experiências.

Agradeço aos amigos que essa pós-graduação me trouxe, pois, sem eles o fardo seria muito pesado. Vocês são pessoas maravilhosas que se tornaram muito especiais, foi de grande valia todo o tempo compartilhado.

Agradeço ao meu irmão de orientação Álvaro Augusto das M. Farias pelo apoio, amizade e por todas as metas que foram alcançadas nessa jornada devido a nossa parceria. Isso é só o começo, voe alto!

Agradeço a minha orientadora Leijdane Maria Maciel de Oliveira, que foi um presente divino nesse mestrado, por sua dedicação, organização, humanidade e o amor aplicado em tudo no que se dispôs a fazer. A senhora se tornou uma referência de profissional pra mim.

Agradeço ao meu noivo Elnatan L. da Costa por todo o suporte, amor e paciência nesta fase tão desafiadora, você foi peça fundamental para que esse sonho fosse tangível. Te amo.

Agradeço a todos que direta ou indiretamente contribuíram para o desenvolvimento desta pesquisa, que Deus esteja abençoando a cada um de maneira especial.

RESUMO

O tão estimado progresso tem trazido consigo várias consequências, uma delas é o crescimento das cidades e o desenvolvimento dos seus potenciais econômicos. Contudo, essa expansão tem como efeito uma série de problemas ambientais que precisam ser evitados ou mitigados. O sensoriamento Remoto é uma ferramenta que viabiliza o monitoramento das feições terrestre por meio de satélites e sensores, promovendo uma análise holística e de baixo custo do ecossistema. Este estudo propõe avaliar, por meio dos satélites Landsat 5 e 8, o comportamento espaço temporal da vegetação, corpos hídricos e o crescimento da área urbana do município de Petrolina. A análise comparativa dos dados revelou que os índices espectrais junto com o albedo e a temperatura da superfície obtiveram uma resposta satisfatória quando observados sob o auxílio dos dados pluviométricos, e que a classificação SCP (*Semi-automatic Classifier Plugin*) contribuiu para observação do crescimento antrópico e distinguir melhor a vegetação caatinga das demais. Os resultados evidenciam que o NDVI identificou bem a Caatinga, o perímetro irrigado e as demais vegetações, com valores de máximos superiores a 0,7, sendo condizentes a áreas irrigadas. O NDWI definiu de maneira precisa o contorno do rio São Francisco e em decorrência disto foi possível verificar o decréscimo da sua área superficial de 1999 a 2019, com uma perda de 5,1318 km². A Temperatura da Superfície apresentou em 2017, ano seco, a temperatura máxima de 37°C, e a distribuição de pixels com temperaturas superiores a 30°C foi em quase toda a área estudada, nos outros anos é factível observar o avanço das altas temperaturas de maneira menos abrangente. Em 2019, as maiores temperaturas ficaram concentradas nas áreas antropizadas que circundam a malha urbana de Petrolina. Com isso, o Albedo da Superfície salientou a Temperatura da Superfície ao revelar o seu crescimento no perímetro urbano e zonas próximas, exprimindo o aumento de energia que está sendo absorvida pela região. A expansão urbana tem interferido na Caatinga e no corpo hídrico de Petrolina ocasionando transtorno ambiental e possibilitando a formação de ilhas de calor, como observado nas temperaturas da superfície.

Palavras-chave: Antropização. NDVI. Geoprocessamento. Precipitação.

ABSTRACT

The esteemed progress has brought several consequences, one of which is the growth of cities and the development of their economic economics. However, this expansion has the effect of a series of environmental problems that need to be avoided or mitigated. Remote sensing is a tool that enables or monitors terrestrial measurements by means of satellites and sensors, promoting a holistic and low cost ecosystem analysis. This study evaluated, using Landsat 5 and 8 satellites, the spatial temporal behavior of vegetation, water bodies and the growth of the urban area of the city of Petrolina. A comparative analysis of the data revealed that the spectral indices together with the temperature indicator and the surface of the surface obtain a satisfactory response when observed under the aid of pluviometric data, and that SCP classification (semi-automatic classification plugin) contributed to the observation of anthropic performance and better distinguish the caatinga vegetation from the others. The results evidenced by the NDVI were well identified in the Caatinga, in the irrigated perimeter and in the other vegetations, with maximum values above 0.7, being consistent in irrigated areas. The NDWI defined a precise shape of the São Francisco river contour and, consequently, it was possible to verify decrease its surface area from 1999 to 2019, with a loss of 5.11318 km². The Surface Temperature exhibited in 2017, a dry year, with maximum temperature of 37°C, and a pixel distribution with temperatures above 30°C were in almost the entire area studied, in other years it is possible to observe the advance of high temperatures in a more dispersed way. In 2019, as higher temperatures were concentrated in the anthropized areas that surround the urban fabric of Petrolina. As a result, the Albedo da Surface highlights the Surface Temperature by revealing its growth in the urban perimeter and in the surrounding areas, expressing the increase in energy that is being absorbed by the region. The urban expansion has interference in the Caatinga and in the water body of Petrolina, causing environmental disturbances and allowing the formation of islands of heat, as observed in the surface temperatures.

Keywords: Anthropization. NDVI. Geoprocessing. Precipitation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Esquemática do sensoriamento remoto.....	18
Figura 2 –	Localização das folhas que compreendem a área de estudo.....	22
Figura 3 –	Mapa de localização de Petrolina – PE.....	24
Figura 4 –	Esquema das folhas do MDE que compreendem o município de Petrolina – PE.....	26
Figura 5 –	Fluxograma Metodológico.....	30
Figura 6 –	Modelagem no QGIS.....	31
Figura 7 –	Modelador QGIS Índices Espectrais, Albedo e Temperatura da Superfície.....	32
Figura 8 –	Representação do comportamento do albedo.....	37
Figura 9 –	Classificação de Petrolina - PE.....	40
Figura 10 –	Antropização nas margens do Rio São Francisco.....	42
Figura 11 –	Dados mensais pluviométricos do município de Petrolina.....	43
Figura 12 –	NDVI de Petrolina – PE.....	45
Figura 13 –	NDWI de Petrolina - PE.....	47
Figura 14 –	Área Superficial do trecho estudado do rio São Francisco....	48
Figura 15 –	Assoreamento em um trecho do Rio São Francisco.....	49
Figura 16 –	Temperatura da Superfície de Petrolina – PE.....	51
Figura 17 –	Albedo da Superfície de Petrolina – PE.....	53

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Características das bandas do Sensor Thematic Mapper TM.....	20
Tabela 2 –	Características das bandas dos Sensores OLI/TIRS.....	21
Tabela 3 –	Identificação das cenas.....	26
Tabela 4 –	Bandas do TM Landsat 5, com comprimentos de onda, coeficientes de calibração (radiância mínima – a; radiância máxima – b) e irradiâncias espectrais no topo da atmosfera.....	27
Tabela 5 –	Intervalos de interpretação do Índice Kappa.....	33
Tabela 6 –	Áreas das classes por ano.....	39
Tabela 7 –	Dados Censitários.....	41
Tabela 8 –	Dados do pós-processamento (Índice Kappa).....	41
Tabela 9 –	Dados pluviométricos de Petrolina.....	43
Tabela 10 –	Valores estatísticos do NDVI.....	44
Tabela 11 –	Valores estatísticos do NDWI.....	46
Tabela 12 –	Áreas superficiais do rio São Francisco.....	49
Tabela 13 –	Valores estatísticos da Temperatura da superfície.....	50
Tabela 14 –	Valores estatísticos do Albedo da Superfície.....	54

LISTA DE SIGLAS

APAC	Agência Pernambucana de Águas e Clima
ANA	Agência Nacional de Águas
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IAF	Índice de Área Foliar
INPE	Instituto Nacional de Pesquisa Espacial
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
MDE	Modelo Digital de Elevação
NDBI	Índice de Construção por Diferença Normalizada
NDMI	Índice de umidade por Diferença Normalizada
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
NDWI	Índice de Água por Diferença Normalizada
OLI	Operational Land Imager
ROI	Region Of Interest
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index
SCP	Semi-automatic Classification Plugin
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
TSUP	Temperatura da Superfície
USGS	United States Geological Survey

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	OBJETIVO GERAL.....	16
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	16
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	17
2.1	URBANIZAÇÃO.....	17
2.2	SENSORIAMENTO REMOTO....	18
2.3	GEOPROCESSAMENTO.....	19
2.4	SATÉLITES LANDSAT.....	20
2.5	TOPODATA – BANCO DE DADOS GEOMORFOMÉTRICOS DO BRASIL.....	22
2.6	ÍNDICES ESPECTRAIS, TEMPERATURA E ALBEDO DA SUPERFÍCIE	23
3	MATERIAIS E MÉTODOS.....	24
3.1	CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	24
3.2	AQUISIÇÃO DOS DADOS PLUVIOMÉTRICOS.....	25
3.3	AQUISIÇÃO DAS IMAGENS DE SATÉLITE.....	25
3.4	AQUISIÇÃO DO MODELO DIGITAL ELEVAÇÃO (MDE)	26
3.5	TM LANDSAT 5.....	27
3.5.1	Calibração Radiométrica.....	27
3.5.2	Reflectância.....	28
3.6	OLI E TIRS LANDSAT 8.....	28
3.6.1	Radiância.....	28
3.6.2	Reflectância.....	29
3.7	PROCESSAMENTO DAS IMAGENS.....	30
3.8	CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA – SCP.....	32
3.9	ÍNDICES BIOFÍSICOS.....	34
3.9.1	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).....	34
3.9.2	Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI).....	34
3.10	TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE (TSUP)	35
3.11	ALBEDO DA SUPERFÍCIE (α)	36
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	39
4.1	CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA (SCP)	39

4.2	PRECIPITAÇÃO.....	42
4.3	ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI).....	44
4.4	ÍNDICE DE ÁGUA POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDWI).....	46
4.5	TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE (TSUP)	50
4.6	ALBEDO DA SUPERFÍCIE.....	52
5	CONCLUSÃO.....	55
	REFERÊNCIAS.....	56

1 INTRODUÇÃO

A necessidade de desenvolvimento da sociedade fez com que o homem procurasse o crescimento sem levar em consideração os efeitos colaterais causados no meio, essa consciência deturpada levou-se a um nível de antropização muitas vezes irreversível, e isso desencadeou na busca pelo acompanhamento e análise das resultantes destas ações. Com isso, o conhecimento e o monitoramento das formas de uso da terra são primordiais para a compreensão dos padrões de organização do espaço, uma vez que estas podem ser analisadas do ponto de vista têmporo-espacial (RIBEIRO e ALBUQUERQUE, 2017).

O Sensoriamento Remoto, de acordo com Antunes e Ross (2018) é um elemento importante na perspectiva de gerar possibilidades de uma interpretação mais acurada entre os elementos do cenário. A aplicação das técnicas de SR tem sido largamente utilizada para monitoramento e mapeamento dos recursos naturais, permitindo assim, uma visão holística da área mapeada, e sendo o instrumento de análise na alteração dinâmica da paisagem em escala temporal (JENSEN, 2011; OLIVEIRA *et al.*, 2013).

Nas duas últimas décadas muitos avanços foram alcançados quanto às abordagens e técnicas para melhorar a precisão e qualidade da classificação de imagens (Blachske *et al.* 2000; Lu e Weng, 2007; Cogalton e Green, 2009; Blanchske, 2010; Korting *et al.*, 2014). No entanto, a produção de mapas temáticos confiáveis é ainda um processo complexo e desafiador, já que muitos fatores como a complexidade da paisagem, a seleção dos dados de sensoriamento remoto, o processamento das imagens e a escolha das abordagens de classificação mais adequadas interferem na qualidade do produto final (Lu e Weng, 2007). A classificação supervisionada se baseia na identificação de diferentes classes com comportamentos espectrais diferenciados. Para isso, algoritmos de classificação são adotados para extrair as feições de interesse em um espaço multidimensional (BERNARDI *et al.*, 2007)

O bioma caatinga tem características peculiares relacionadas ao clima, a vegetação e a temperatura, estando presente, de forma particular, no território brasileiro, ocupando todos os estados da região Nordeste e o Norte de Minas Gerais. O clima predominante é o semiárido, com temperaturas médias anuais

elevadas, estações chuvosas e de estiagem bem definidas, prevalecendo o período sem chuva na maior parte do ano (BRASIL, 2014).

Estudar a vegetação em ambientes semiáridos é de grande importância para avaliar os efeitos da variabilidade climática e de outros fatores antropogênicos no meio ambiente (ELMORE *et al.*, 2000; TUELLER, 1987; WOODWELL *et al.*, 1984). Devido a isso, os índices espectrais têm sido apresentados com o intuito de investigar as propriedades espectrais da vegetação, bem como corpo hídrico, especificamente nas regiões do visível e do infravermelho próximo (PONZONI e SHIMABUKURO, 2010).

Os cálculos dos índices de vegetação, que são medidas radiométricas adimensionais, foram criados para distinguir as informações espectrais da vegetação em relação as demais superfícies da terra (OLIVEIRA *et al.*, 2009) e indicar a quantidade e qualidade da vegetação em uma área imageada (JENSEN, 2009). Neste contexto o NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada) é o mais habitual destes índices, pois é relacionado com a condição e quantidades de vegetação (BORATTO; GOMIDE, 2013), é sensível à clorofila e outros pigmentos que captam a radiação solar (RISSO *et al.*, 2009). Muitos estudos têm registrado alta correlação entre índices de vegetação, precipitação e umidade do solo (DAVENPORT & NICHOLSON, 1993, HERRMANN *et al.*, 2005, LIU *et al.*, 2013, IBRAHIM *et al.*, 2015).

Martins e Mascarenhas (2018) fizeram um estudo sobre a análise da cobertura vegetal em uma área de concessão florestal em Rondônia, e observaram que o NDVI possibilitou a verificação da mudança da cobertura vegetal em função da exploração florestal e por eventos atmosféricos naturais.

O Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) apresentado por McFeeters foi proposto com o objetivo de analisar e avaliar dados de recursos hídricos, como identificação de cursos d'água (BRENNER e GUASSELLI, 2015). O NDWI é calculado usando as respostas espectrais do canal do Infravermelho Próximo e da luz verde, canal do visível.

A temperatura da superfície da terra é um dos fatores-chave na física do processo de superfície do planeta, combinando interações superfície-atmosfera e os fluxos de energia entre a atmosfera e o solo (GORGANI; PANAHI; REZAIE, 2013). De acordo com Deng *et al.* (2018), este é um fator importante que reflete em

mudanças ambientais da superfície e influi nos processos físicos e químicos em áreas urbanas.

O albedo, comumente dado em porcentagem, se caracteriza pela capacidade que os corpos têm de refletir a radiação solar que incide sobre eles e varia de acordo com a cor e a constituição do corpo. Assim, será máximo nos corpos brancos e mínimo nos corpos pretos. Nas superfícies planas e horizontais não vegetadas, o albedo varia com as propriedades físicas dos materiais que as constituem (cor, rugosidade, etc.) e com o ângulo zenital do Sol, tendo valores menores quando este astro se encontra próximo à culminação. Havendo vegetação, o albedo varia com a espécie, a fase do desenvolvimento, o estado de sanidade, a geometria da copa, o índice de área foliar, e questões afins. (VAREJÃO-SILVA, 2006; MENDOÇA e DANNI-OLIVEIRA, 2007; GIONGO e VETTORAZZI, 2014).

Alves *et al.* (2018), utilizaram o albedo e os índices de vegetação em um estudo na Bacia hidrográfica do alto curso do rio Paraíba e observaram que o albedo tem seus valores influenciados pela sazonalidade climática da região. A precipitação pluvial é o elemento que desencadeia o aumento do índice de vegetação e diminuição do albedo da superfície, considerando-se que estas duas variáveis têm comportamento inverso.

Neste trabalho, foi utilizado o software de livre acesso QGIS, onde foram realizados todos os cálculos matemáticos no modelador e também a classificação supervisionada das imagens, sendo estas oriundas dos satélites Landsat 5 – TM e Landsat 8 – OLI e TIRS. As cenas adquiridas datam de 1999, 2011, 2014, 2017 e 2019, no qual, com este software foi possível obter mapas temáticos que auxiliaram na análise da área urbanizada do município de Petrolina.

Petrolina localiza-se na região Nordeste do Brasil, na mesorregião do São Francisco, e inserida na bacia do rio São Francisco em Pernambuco, encontra-se a aproximadamente 700 km de Recife. Os estados limítrofes são: Juazeiro, Sobradinho e Casa Nova, estes pertencentes ao território Baiano, e Lagoa Grande, Afrânio e Dormentes, no estado de Pernambuco (IBGE, 2008). Em 1970 Petrolina tinha cerca de 60 000 habitantes, entretanto em quatro décadas viu sua população ser multiplicada por cinco quando alcançou 293.962 habitantes (IBGE, 2010).

O município de Petrolina encontra-se no coração do Sertão, na Região Administrativa Integrada de Desenvolvimento do Polo Petrolina/PE e Juazeiro/BA.

No município coexistem na paisagem a vasta caatinga hiperxerófila com os verdes campos irrigados que dão um aspecto singular a área. Essa paisagem não somente confere ao município de Petrolina um cenário de contrastes, como também interfere no mercado com a produção agrícola que evolui claramente para altos patamares da economia, consequência da exportação cada vez maior de frutas frescas. (JATOBÁ, SILVA, GALVÍNIO, 2017).

Atualmente, o Polo Frutícola Petrolina/Juazeiro apresenta-se como um dos mais importantes centros econômicos no Sertão pernambucano e baiano, tem mais de 90% de produção exportada para Europa, Estados Unidos e Japão, devido à alta qualidade dos seus produtos. Configura-se como um centro de atração populacional consolidado, exercendo papel de líder na região concentrando os principais serviços, outrora encontrados apenas em Recife e Salvador (ARAÚJO e SILVA, 2013).

A importância deste estudo se dá pela necessidade diagnosticar o uso e ocupação do solo de Petrolina, devido ao crescimento da malha urbana, e no que isso implicou na caatinga e no principal corpo hídrico presente no município, o rio São Francisco, tendo em vista a notabilidade da região e a influência desta cidade no cenário agrícola nacional.

1.1 OBJETIVO GERAL

Avaliar o comportamento espaço temporal da vegetação, corpos d'água e o crescimento da antropização pelo desenvolvimento urbano do município de Petrolina, utilizando os índices de espectrais, temperatura e o albedo da superfície.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) Identificar a área urbana e verificar a interferência da antropização na vegetação;
- b) Analisar a influência temporal nos corpos hídricos;
- c) Elaborar uma representação cartográfica e comparar o NDVI, NDWI, Temperatura e o Albedo da superfície com as classificações supervisionadas da área no intervalo temporal de 20 anos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção serão apresentados os conceitos que concernem a esta pesquisa que servirão de base para a elaboração deste estudo, do mesmo modo que servirão de auxílio para análises, interpretação e compreensão dos dados.

2.1 URBANIZAÇÃO

No Brasil, o perfil de ordenamento territorial estabelecido ao longo da história de políticas sustentadas pela economia de mercado, resultou uma forma de uso e ocupação espacial com reflexos desastrosos ao meio ambiente (BARRETO, 2015). De acordo com Gomes e Soares (2004), o resultado da urbanização desenfreada vivenciada principalmente por países como o Brasil é a problemática ambiental que se agrava cada vez mais à medida que as cidades se expandem.

A expansão das áreas urbanas tem modificado de maneira significativa a paisagem natural. A substituição da vegetação por construções e a impermeabilização generalizada, associada às atividades humanas, proporcionam o aumento da temperatura nas cidades (AMORIM e DUBREUIL, 2017). As ações antrópicas geram grandes impactos nas paisagens devido ao intenso processo de substituição das áreas naturais por diversos tipos de uso do solo e da fragmentação das áreas com cobertura florestal (MATSUSHITA e FUKUSHIMA, 2006).

Segundo Chin (2006), as alterações hidrológicas associadas com a urbanização têm sido extensivamente estudadas a partir da segunda metade do século XX, e os resultados têm mostrado claramente que o desenvolvimento urbano, e a conseqüente ampliação da impermeabilização dos solos, levam a grandes danos ao meio ambiente e a população às vezes irreversíveis.

A ação humana nos últimos séculos vem deteriorando os ambientes naturais em benefício da crescente demanda por espaços ocupados, e a serem ocupados, causando danos aos solos, à cobertura vegetal natural e acelerando a degradação dos recursos naturais, levando ao comprometimento da qualidade de vida de populações afetadas por tal deterioração (PALMIERI e LARACH, 2006).

Uma das maneiras de detectar e monitorar os padrões de mudança na biodiversidade, provocados por ações antrópicas, é através de técnicas de geoprocessamento e o uso de ferramentas computacionais. A integração do

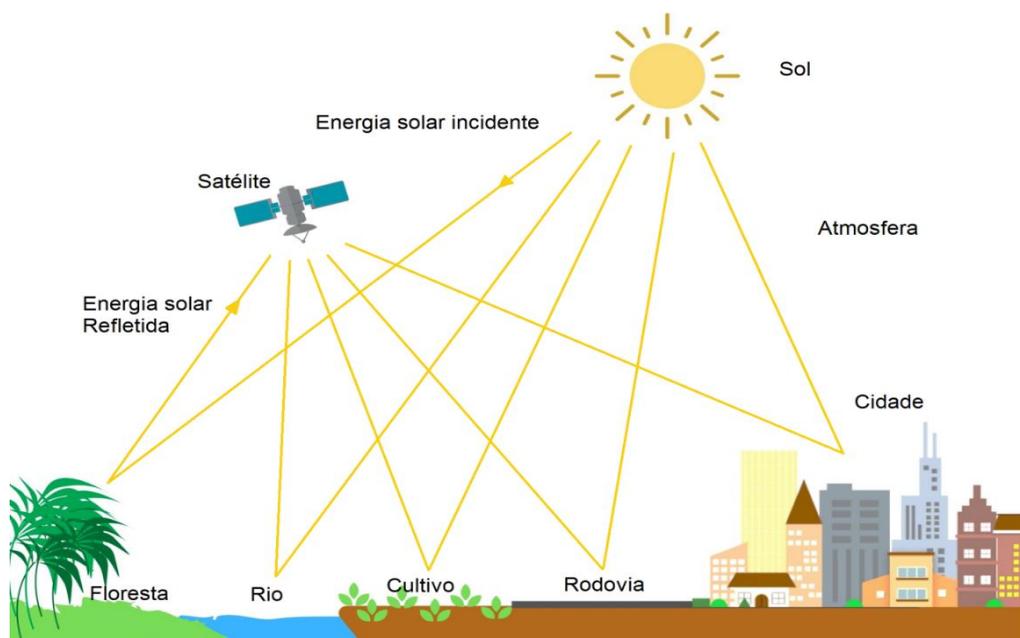
Sensoriamento Remoto e Sistema de Informações Geográficas (SIG) tem conduzido em um rápido e mais eficiente mapeamento do uso e cobertura da terra, facilitando as tomadas de decisão (MOREIRA, *et al.* 2015; OLIVEIRA, BORGES, ACERBI JÚNIOR, 2018).

2.2 SENSORIAMENTO REMOTO

A aplicação das técnicas de Sensoriamento Remoto (SR) fundamenta-se na investigação do comportamento espectral que uma porção da superfície terrestre assume em seu resultado. Esse resultado consiste no processamento de imagens de satélite que pode implicar diversos parâmetros e fatores ambientais (PONZONI, 2002).

Reconhece-se o termo Sensoriamento Remoto como uma tecnologia que permite a obtenção de dados da superfície terrestre, através da captação e registro de energia refletida ou emitida da superfície terrestre (Figura 1) por meio da detecção e medição quantitativa das respostas das interações da radiação eletromagnética com os materiais terrestres (FLORENZANO, 2002; MENESES & ALMEIDA, 2012)

Figura 1 - Esquemática do Sensoriamento Remoto



Fonte: A Autora (2020).

A aplicação de técnicas conhecidas de Sensoriamento Remoto (SR) para análise da vegetação tem sido aplicada para adquirir dados consistentes e contínuos em relação a dinâmica e monitoramento da vegetação em ambientes urbanos, devido a capacidade do SR realizar observações simultâneas em larga escala obtendo informações atualizadas e periódicas, possibilitando, uma visão holística da área investigada e servindo como instrumento de análise na alteração da paisagem (JENSEN, 2011; LI e CHEN, 2018).

Na atualidade o sensoriamento remoto vem sendo largamente aplicado para o monitoramento de coberturas vegetais, volta-se, principalmente, para seu comportamento espacial e/ou fisiológico (ABREU; COUTINHO, 2014)

2.3 GEOPROCESSAMENTO

As novas tecnologias têm papel fundamental quando aplicadas à pesquisa geográfica, principalmente com relação às imagens orbitais, visto que possibilitam uma visão de conjunto multitemporal de grandes áreas da superfície terrestre (FLORENZANO, 2007).

O processamento de imagens é uma ferramenta científica que utiliza técnicas matemáticas e computacionais para o tratamento da informação geográfica e atualmente um instrumento importante para Análise de Recursos Naturais, Energia, Água, Manejo Florestal, entre outros. As ferramentas computacionais para o Geoprocessamento, chamadas de Sistemas de Informação Geográfica (SIG), permitem realizar análises complexas, ao integrar dados de diversas fontes e ao criar bancos de dados georreferenciados (BERNINI, OLIVEIRA e MORET, 2007).

O termo geoprocessamento pode ser definido como um conjunto de técnicas computacionais necessárias para coletar, tratar, manipular e apresentar informações espacialmente referenciadas (ROCHA, 2015)

O QGIS é um Sistema de Informação Geográfica (SIG) de Código Aberto licenciado segundo a Licença Pública Geral GNU. O QGIS é um projeto oficial da Open Source Geospatial Foundation (OSGeo), e suporta inúmeros formatos de vetores, rasters e bases de dados e funcionalidades (QGIS, 2018).

2.4 SATÉLITES LANDSAT

A série LANDSAT (Land Remote Sensing Satellite) teve início na segunda metade da década de 60, a partir de um projeto desenvolvido pela Agência Espacial Americana e dedicado exclusivamente à observação dos recursos naturais terrestres. Essa missão foi denominada Earth Resources Technology Satellite (ERTS) e em 1975 passou a se chamar Landsat (EMBRAPA, 2018).

A missão, em sua maioria, foi gerenciada pela National Aeronautics and Space Administration (NASA) e pela U.S. Geological Survey (USGS) e envolveu o lançamento de oito satélites.

O sensor TM (Thematic Mapper) foi lançado a bordo dos satélites Landsat 4 e Landsat 5. Possui separação espectral adequada para oferecer subsídios aos mapeamentos temáticos na área de recursos naturais (Tabela 1).

Tabela 1 - Características das bandas do Sensor Thematic Mapper TM

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral	Resolução		Área Imageada	Resolução Radiométrica
			Espacial	Temporal		
TM	(B1) Azul	0,45 - 0,52 μm				
	(B2) Verde	0,50 - 0,60 μm				
	(B3) Vermelho	0,63 - 0,69 μm	30m			
	(B4) Infravermelho Próximo	0,76 - 0,90 μm		16 dias	185 km	8 bits
	(B5) Infravermelho Médio	1,55 - 1,75 μm				
	(B6) Infravermelho Termal	10,4 - 12,5 μm	120m			
	(B7) Infravermelho Médio	2,08 - 2,35 μm	30m			

Fonte: Adaptado da USGS (2019).

O Landsat 5 operou com 7 bandas nas regiões do visível, infravermelho próximo, médio e termal. Apresentou melhor resolução espacial, acurácia radiométrica e posicionamento geométrico em relação ao seu antecessor, o sensor MSS (Multispectral Scanner). Os dados do sensor TM foram utilizados em pesquisas e definições de metodologias em diversas áreas do conhecimento científico, e tiveram importância singular para a evolução das técnicas desenvolvidas e utilizadas no sensoriamento remoto mundial (EMBRAPA, 2013).

O Landsat 8 foi lançado em 11 de fevereiro de 2013, da Base Aérea de Vandenberg, na Califórnia, em um foguete Atlas-V 401, com a carenagem de carga

útil estendida da United Launch Alliance, Landsat 8 Launch in Quotes. A carga útil do satélite Landsat 8 consiste em dois instrumentos científicos - o Operational Land Imager (OLI) e o Thermal Infravermelho Sensor (TIRS). Esses dois sensores fornecem cobertura sazonal da massa terrestre global em uma resolução espacial de 30 metros (visível, NIR, SWIR); 100 metros (térmicos); e 15 metros (pancromático). O Landsat 8 foi desenvolvido como uma colaboração entre a NASA e o USGS. A NASA liderou as fases de projeto, construção, lançamento e calibração em órbita, durante as quais o satélite foi chamado de Missão de Continuidade de Dados Landsat. Em 30 de maio de 2013, a USGS assumiu as operações de rotina e o satélite tornou-se Landsat 8. A USGS lidera atividades de calibração pós-lançamento, operações de satélite, geração de produtos de dados e arquivamento de dados no centro de Observação e Recursos da Terra (NASA, 2018).

O sensor OLI possui bandas espectrais para coleta de dados na faixa do visível, infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas, além de uma banda pancromática (Tabela 2).

Tabela 2 - Características das bandas dos Sensores OLI/TIRS

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral	Resolução Espacial	Resolução Temporal	Área Imageada	Resolução Radiométrica	
OLI (Operational Land Imager)	(B1) Azul Costeiro	0,45 - 0,52 μm	30m	16 dias	185 km	12 bits	
	(B2) Azul	0,50 - 0,60 μm					
	(B3) Verde	0,63 - 0,69 μm					
	(B4) Vermelho	0,76 - 0,90 μm					
	(B5) Infravermelho Próximo	1,55 - 1,75 μm					
	(B6) Infravermelho Médio	10,4 - 12,5 μm					
	(B7) Infravermelho Médio	2,08 - 2,35 μm					
	(B8) Pancromática	0,50 - 0,68 μm					15m
	(B9) Cirrus	1,36 - 1,38 μm					30m
TIRS (Termal Infrared Sensor)	(B10) Infravermelho Termal	10,6 - 11,19 μm	100m				
	(B11) Infravermelho Termal	11,5 - 12,51 μm	100m				

Fonte: Adaptado da USGS (2019).

Avanços tecnológicos demonstrados por outros sensores experimentais da NASA foram introduzidos no sensor OLI, que passou a ter quantização de 12 bits. A entrada em operação do sensor a bordo do Landsat 8, permite a continuidade dos trabalhos em sensoriamento remoto iniciados na década de 1970, com a missão Landsat.

2.5 TOPODATA – BANCO DE DADOS GEOMORFOMÉTRICOS DO BRASIL

O projeto Topodata disponibiliza o Modelo Digital de Elevação (MDE) e suas derivações locais básicas em cobertura nacional, ora elaborados a partir dos dados SRTM disponibilizados pelo USGS na rede mundial de computadores. Os dados estão todos estruturados em quadrículas compatíveis com a articulação 1:250.000, portanto, em folhas de 1° de latitude por 1,5° de longitude. Na versão atual, os arquivos estão nomeados seguindo-se uma única notação para cada conjunto de uma mesma folha. As folhas estão identificadas seguindo o prefixo de 6 letras (Figura 2) LAHLON, em que “LA” é a latitude do canto superior esquerdo da quadrícula, “H” refere-se ao hemisfério desta posição (S, Sul, ou N, Norte) e “LON” sua longitude, na seguinte notação: nn5 quando longitude for nn graus e 30’ e nn_ quando a coordenada for nn graus inteiros. (INPE, 2019).

Figura 2 - Localização das folhas que compreendem a área de estudo.

05s465	05s45_	05s435	05s42_	05s405	05s39_	05s375	05s36_
06s465	06s45_	06s435	06s42_	06s405	06s39_	06s375	06s36_
07s465	07s45_	07s435	07s42_	07s405	07s39_	07s375	07s36_
08s465	08s45_	08s435	08s42_	08s405	08s39_	08s375	08s36_
09s465	09s45_	09s435	09s42_	09s405	09s39_	09s375	09s36_
10s465	10s45_	10s435	10s42_	10s405	10s39_	10s375	
11s465	11s45_	11s435	11s42_	11s405	11s39_	11s375	

Fonte: INPE (2019).

2.6 ÍNDICES ESPECTRAIS, TEMPERATURA E ALBEDO DA SUPERFÍCIE

Nas últimas décadas o uso do SIG como ferramenta de auxílio na análise ambiental vem se destacando. Dentre algumas aplicações do SIG, na análise ambiental pode-se destacar o Mapeamento Temático, e os Prognósticos Territoriais e Ambientais (BENAVIDES SILVA e MACHADO, 2014). Em especial, nos parâmetros ambientais analisados, se sobressaem o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), o Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) e a Temperatura e o Albedo da superfície.

Santos et al. (2015) utilizaram o NDVI para fazer um mapeamento de superfícies em área irrigada para o período chuvoso e seco, com isso, foi possível inferir sobre as condições fisiológicas e estádios fenológicos da vegetação nos diferentes usos do solo.

Ainda sobre o NDWI, Pereira et al. (2018) ao fazer a análise comparativa entre os métodos de NDWI em área úmida continental, verificaram que o índice proposto por McFeeters é o mais indicado para analisar feições hídricas. Anjos et al (2017) observaram que este índice pode ser aplicado para delinear os espelhos d'água reservatórios, pois elimina a interferência da vegetação e solo simultaneamente.

Feitosa *et al.* (2011) estudaram as consequências da urbanização na vegetação e na temperatura da superfície de Teresina – Piauí e constataram que e em 20 anos as áreas vegetadas em Teresina diminuíram ao tempo em que a população cresceu e a cidade se expandiu, verificando-se temperatura da superfície do solo mais elevada nas regiões de maior concentração de áreas construídas. Nas periferias, onde há maior índice de áreas verdes, as temperaturas são mais amenas.

Silva, Leite e Veloso (2017), analisaram o município de Várzea da Palma em Minas Gerais, onde constataram que o albedo de superfície foi estimado com maiores valores para áreas com menores coberturas vegetais, e em áreas com maiores índices de vegetação, o albedo foi estimado com menores valores.

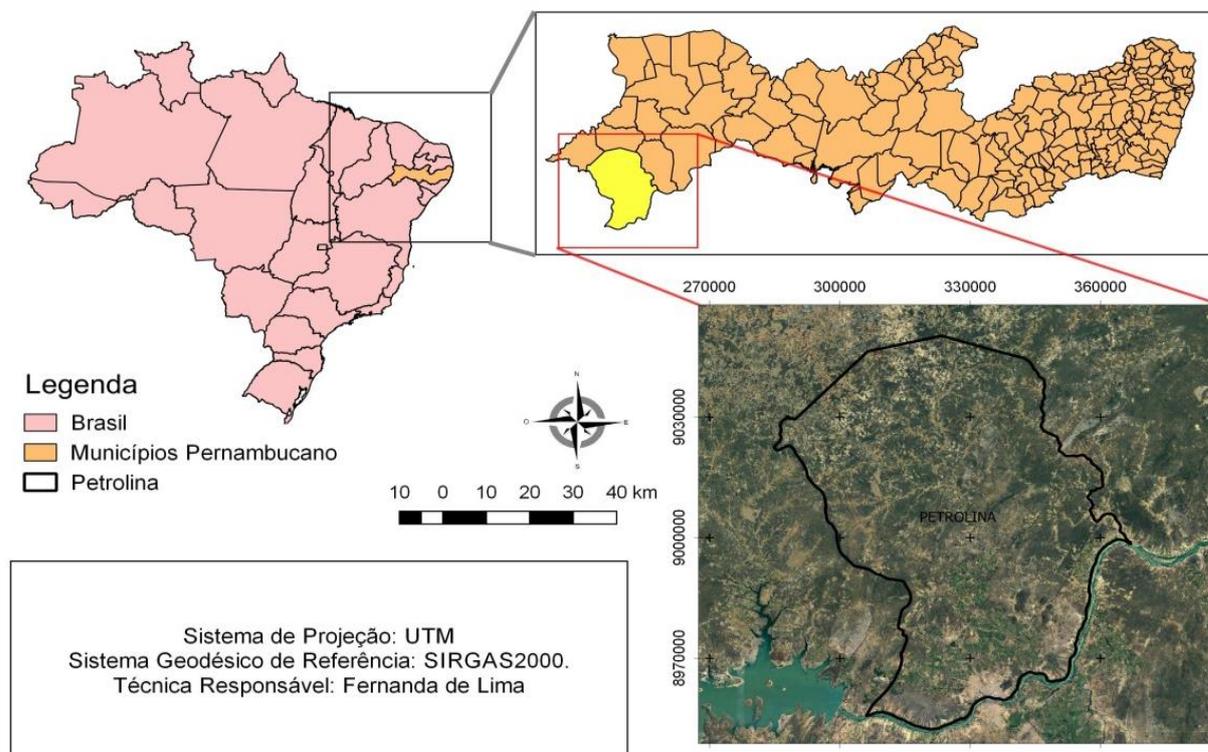
3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste tópico serão apresentados os materiais e as metodologias empregadas para a realização deste trabalho.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A cidade de Petrolina está situada no estado de Pernambuco, distante de Recife, cerca de 721 km (Figura 3). Situa-se na Microrregião de Petrolina e na Mesorregião do São Francisco Pernambucano e possui uma extensão territorial de 4.561,872 km². A população do município foi a quinta maior do estado, segundo o último censo, com 293.962 habitantes (IBGE, 2010), dos quais 70% residiam na sede da cidade, ainda segundo os dados do IBGE, em 2017 sua população foi estimada em 343.219 habitantes, sendo o sexto maior município de Pernambuco e o segundo do interior pernambucano, atrás apenas de Caruaru.

Figura 3 - Mapa de localização de Petrolina - PE



Fonte: A Autora (2020).

Petrolina está localizada mais especificamente no Submédio São Francisco, considerada no cenário nacional, como sendo um dos principais polos exportadores de uva e manga e o segundo maior produtor de vinhos finos (MAPA, 2016; AGRIANUAL, 2006). Devido a esse potencial fruticultor, este município e sua produção colaboram diretamente com o PIB agropecuário do país.

O município de Petrolina está inserido na unidade geoambiental da Depressão Sertaneja, relevo predominantemente suave-ondulado, cortada por vales estreitos, com vertentes dissecadas. Elevações residuais, cristas e/ou outeiros pontuam a linha do horizonte. Esses relevos isolados testemunham os ciclos intensos de erosão que atingiram grande parte do sertão nordestino. Petrolina encontra-se inserido nos domínios da Macro Bacia do Rio São Francisco, da Bacia Hidrográfica do rio do Pontal e do Grupo de Bacias de Pequenos Rios Interiores (CPRM, 2005).

A vegetação é basicamente composta por Caatinga Hiperxerófila com trechos de Floresta Caducifólia. O clima é do tipo Tropical Semiárido, com chuvas de verão. O período chuvoso se inicia em novembro com término em abril. A precipitação média anual é de 431,8mm. O município tem uma temperatura média anual de 34,5°C (PMP, 2018).

3.2 AQUISIÇÃO DOS DADOS PLUVIOMÉTRICOS

Os dados de precipitação foram consultados pelo portal do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e da Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) da Estação Agrometeorológica de Bebedouro (Petrolina-PE 09°09'S 40°22'W), por meio do banco de séries históricas, sendo observados os valores acumulados mensais de cada ano estudado referente ao período de Janeiro a Junho.

3.3 AQUISIÇÃO DAS IMAGENS DE SATÉLITE

Foram obtidas imagens da região que compreende o município de Petrolina por meio do catálogo de imagens disponibilizadas no portal do United States Geological Survey (USGS), onde foram escolhidas as imagens do satélite Landsat do sensor TM e OLI e TIRS. Os dados vetoriais foram oriundos do portal do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

A identificação das imagens no sistema é composta pelo número da órbita e pelo número da imagem dentro da órbita, que também é chamado de ponto (Tabela 3). As cenas escolhidas no banco de dados do USGS foram as que apresentaram menor cobertura de nuvens e que pertenciam a um mesmo período. Esse filtro se fez necessário para manter uma análise que correspondesse aos mesmos aspectos e influencias temporais.

Tabela 3 - Identificação das cenas

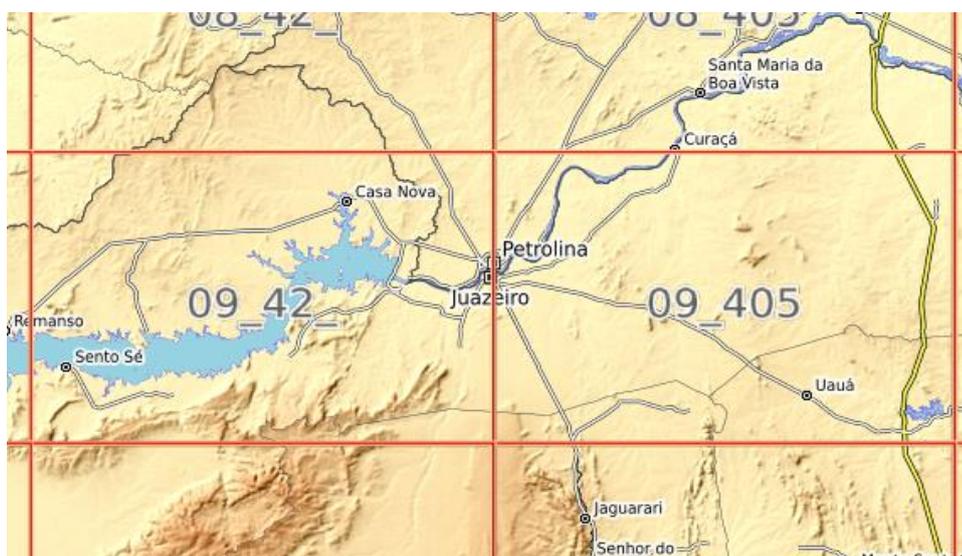
Datas das Imagens	Órbita	Ponto	Sensor	Quantidade de cenas
25/06/1999	217	66 e 67	TM	2
10/06/2011	217	66 e 67	TM	2
02/06/2014	217	66	OLI	1
10/06/2017	217	66	OLI	1
16/06/2019	217	66	OLI	1

Fonte: Adaptado USGS (2018).

3.4 AQUISIÇÃO DO MODELO DIGITAL ELEVACÃO (MDE)

O MDE foi originário do portal do Banco de Dados Geomorfométricos do Brasil (TOPODATA), projeto desenvolvido pelo Instituto Instituto Nacional de Pesquisa Espacial (INPE). Foram utilizadas duas folhas para cobertura total do recorte da área estudada em Petrolina, sendo elas: 09_42 e 09_405. (Figura 4)

Figura 4 - Esquema das folhas do MDE que compreendem o município de Petrolina - PE.



Fonte: INPE (2019).

3.5 TM LANDSAT 5

A seguir a descrição das etapas necessárias para obtenção da radiância e reflectância das imagens do sensor TM.

3.5.1 Calibração Radiométrica

Para o processo de calibração radiométrica das cenas do TM - Landsat 5 foi utilizado como base o proposto por Markham & Baker (1987), em que a radiância espectral de cada banda ($L_{\lambda i}$) representa a energia solar refletida por cada pixel por unidade de área, de tempo, de ângulo sólido e de comprimento de onda, medida a nível do satélite Landsat (cerca de 705 km de altura), de acordo com a equação:

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

sendo:

$L_{\lambda i}$: radiância espectral de cada banda ($Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$),

"a" e "b": radiâncias espectrais mínimas e máximas ($Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$) obtidos em Chander et al. (2009) na Tabela 4;

ND: intensidade do pixel (número inteiro entre 0 e 255) correspondente a referida cada banda;

i: cada banda do TM Landsat 5.

Tabela 4 - Bandas do TM Landsat 5, com comprimentos de onda, coeficientes de calibração (radiância mínima – a; radiância máxima – b) e irradiâncias espectrais no topo da atmosfera

Bandas	Comprimento de onda (μm)	Coeficientes de Calibração			Irradiância Espectral no Topo da Atmosfera – $K_{\lambda i}$ ($Wm^{-2} \mu m^{-1}$)
		$(Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1})$			
		a	b (1999)	b (≥ 2007)	
1 (Azul)	0,452 – 0,518	-1,52	152,1	169,1	1983
2 (verde)	0,528 – 0,609	-2,84	296,81	333	1796
3 (vermelho)	0,626 – 0,693	-1,17	204,3	264	1536
4 (IV-próximo)	0,776 – 0,904	-1,51	206,2	221	1031
5 (IV-médio)	1,567 – 1,784	-0,37	27,19	30,2	220
6 (IV-termal)	10,450 – 12,420	1,2378	15,303	15,303	-
7 (IV-médio)	2,097 – 2,349	-0,15	14,38	16,5	83,44

Fonte: adaptado de Chander *et al.* (2009).

3.5.2 Reflectância

A reflectância monocromática foi obtida a partir da razão entre radiação refletida e radiação incidente banda a banda (ALLEN et al., 2002).

$$\rho_{\lambda_i} = \frac{\pi \times L_{\lambda_i}}{K_{\lambda_i} \times \cos Z \times d_r} \quad (2)$$

sendo:

L_{λ_i} : é a radiância espectral banda-a-banda ($W m^{-2} \mu m^{-1}$);

K_{λ_i} : é a irradiância solar espectral banda-a-banda no topo da atmosfera ($W m^{-2} \mu m^{-1}$);

$\cos Z$: é o ângulo zenital solar e é o inverso do quadrado da distância relativa Terra-sol (em unidade astronômica – UA);

d_r : por meio da Equação dada por Iqbal (1983).

$$d_r = 1 + 0,033 \times \cos\left(\frac{2\pi \times DJ}{365}\right) \quad (3)$$

sendo:

DJ: dia juliano

3.6 OLI E TIRS LANDSAT 8

Neste item serão apresentados os procedimentos utilizados para o cômputo da radiância e reflectância das imagens do satélite Landsat 8.

3.6.1 Radiância

A radiância no Landsat 8 é calculada apenas para a subsidiar o cálculo da T_{sup} . As imagens do OLI e TIRS são disponibilizadas em 16 bits no produto Level-1. Esses valores podem ser convertidos em radiância espectral usando os fatores de escala de radiância fornecidos nos metadados (USGS, 2019; Ruhoff *et al.*, 2015; Silva *et al.*, 2016):

$$L_{\lambda} = M_L \times Q_{cal} + A_L \quad (4)$$

sendo:

L_{λ} : radiância espectral de cada banda ($Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$);

M_L : fator de escala multiplicativo da radiação para cada banda (RADIANCE_MULT_BAND), disponível no arquivo metadados da imagem;

Q_{cal} : valor pixel a pixel da imagem de satélite, ou seja, números digitais (ND) e;

A_L : fator de escala aditivo da radiação para cada banda (RADIANCE_ADD_BAND), disponível no arquivo metadados da imagem.

3.6.2 Reflectância

A reflectância monocromática foi calculada com as bandas correspondentes ao sensor OLI, convertidas em reflectância planetária a partir do coeficiente de remodelação da reflectância reportado no ficheiro de metadados da imagem (ficheiro MTL).

$$\rho_{\lambda_i} = M_{pi} \times Q_{cal} + A_p \quad (5)$$

sendo:

ρ_{λ_i} : é a refletância planetária sem a correção do ângulo do sol;

M_{pi} : é o fator multiplicativo de cada banda, encontrado nos metadados do arquivo (reflectance_mult_band_i);

A_p : é o coeficiente de adição encontrado nos metadados do arquivo (reflectance_add_band_i). Refere-se ao número da banda;

Q_{cal} : são os números digitais (ND) correspondentes a cada banda da imagem.

No entanto, é necessário corrigir a refletância de acordo com o ângulo do zênite (USGS, 2016; RUHOFF, SILVA, ROCHA, 2015; SILVA, *et al.* 2016).

$$\rho_{\lambda_i} = \frac{\rho_{\lambda_i}}{\text{Sen}(\theta_{SE}) \times \frac{1}{d^2}} \quad (6)$$

sendo:

ρ_{λ_i} : é a refletância planetária com a correção do ângulo zenital;

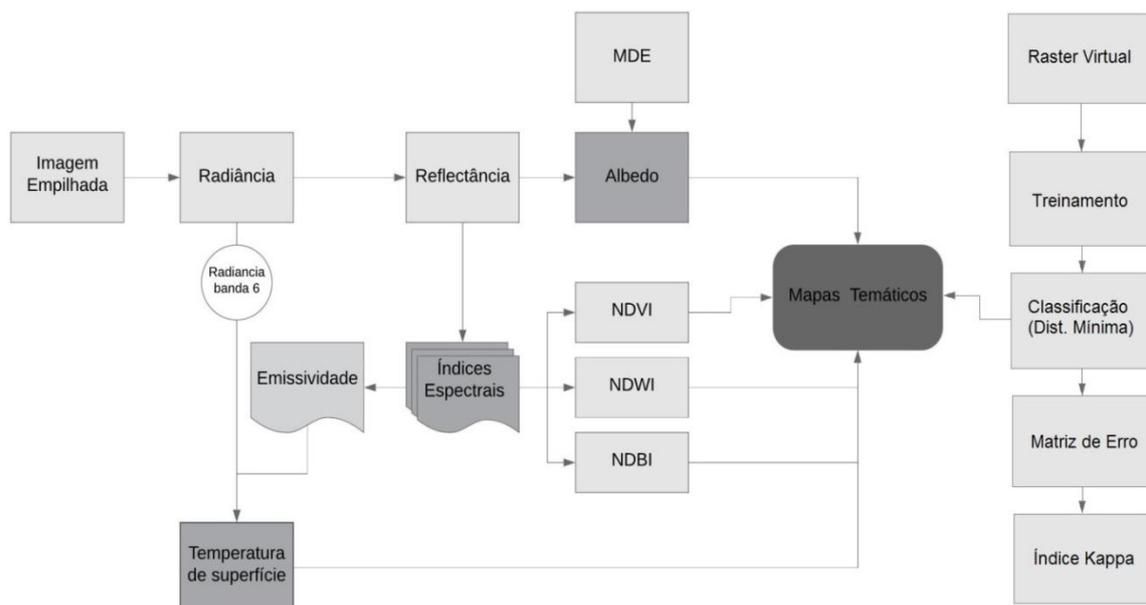
θ_{SE} : é a elevação solar;

d : é a distância Terra-Sol; presente no arquivo de metadados.

3.7 PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Todos os processamentos deste estudo deram-se no software de livre acesso QGIS versão 2.14.18 Essen, sendo estes a classificação supervisionada e as equações matemáticas no modelador. A radiância, refletância, índices espectrais, temperatura e albedo da superfície foram calculados para obtenção dos mapas temáticos, assim como as imagens classificadas, conforme Figura 5.

Figura 5 - Fluxograma metodológico

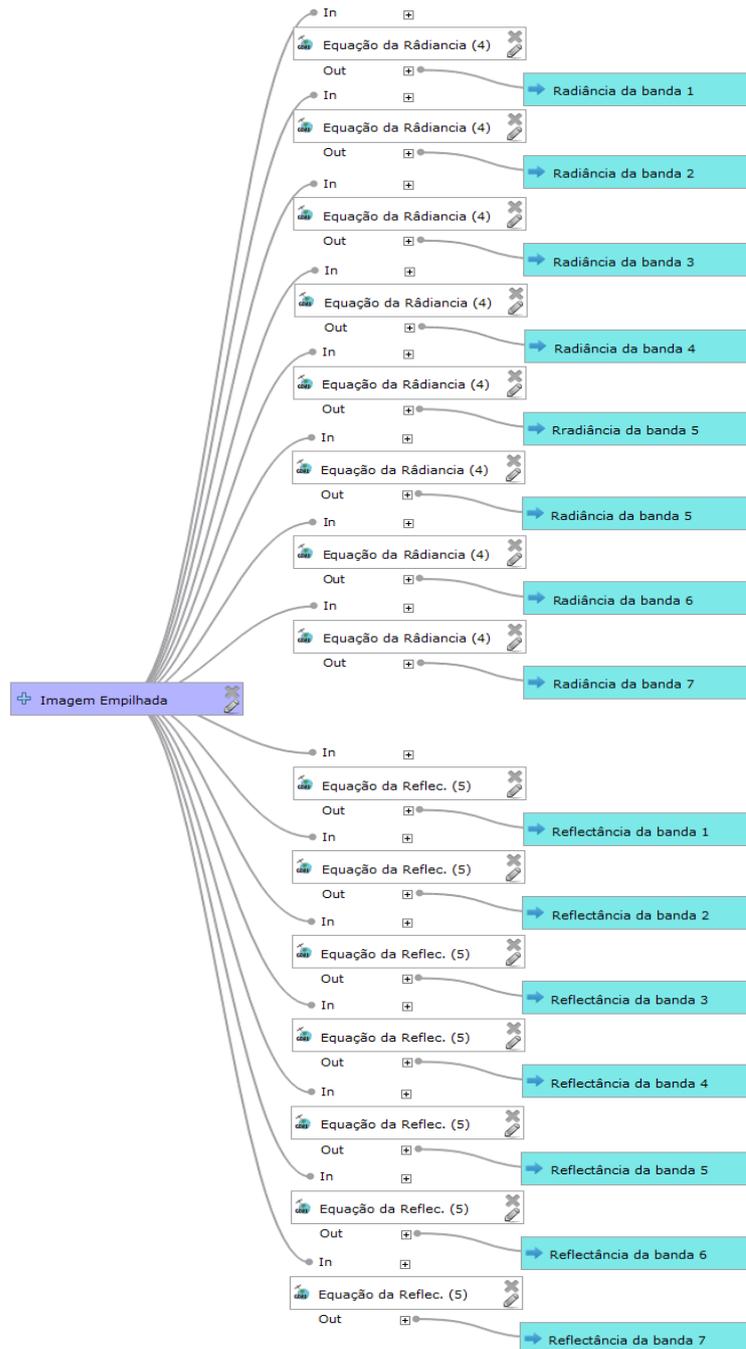


Fonte: A Autora (2020).

Para a classificação foi produzido um raster virtual com as bandas reprojatadas e cortadas, podendo dar início ao procedimento utilizando o *Semi-automatic Classification Plugin* (SCP), que é um complemento que possibilita a classificação pixel a pixel semiautomática ou supervisionada de imagens. No entanto, para o método do modelador, iniciou-se pelo empilhamento das bandas, posteriormente a imagem empilhada foi reprojatada e recortada, possibilitando o

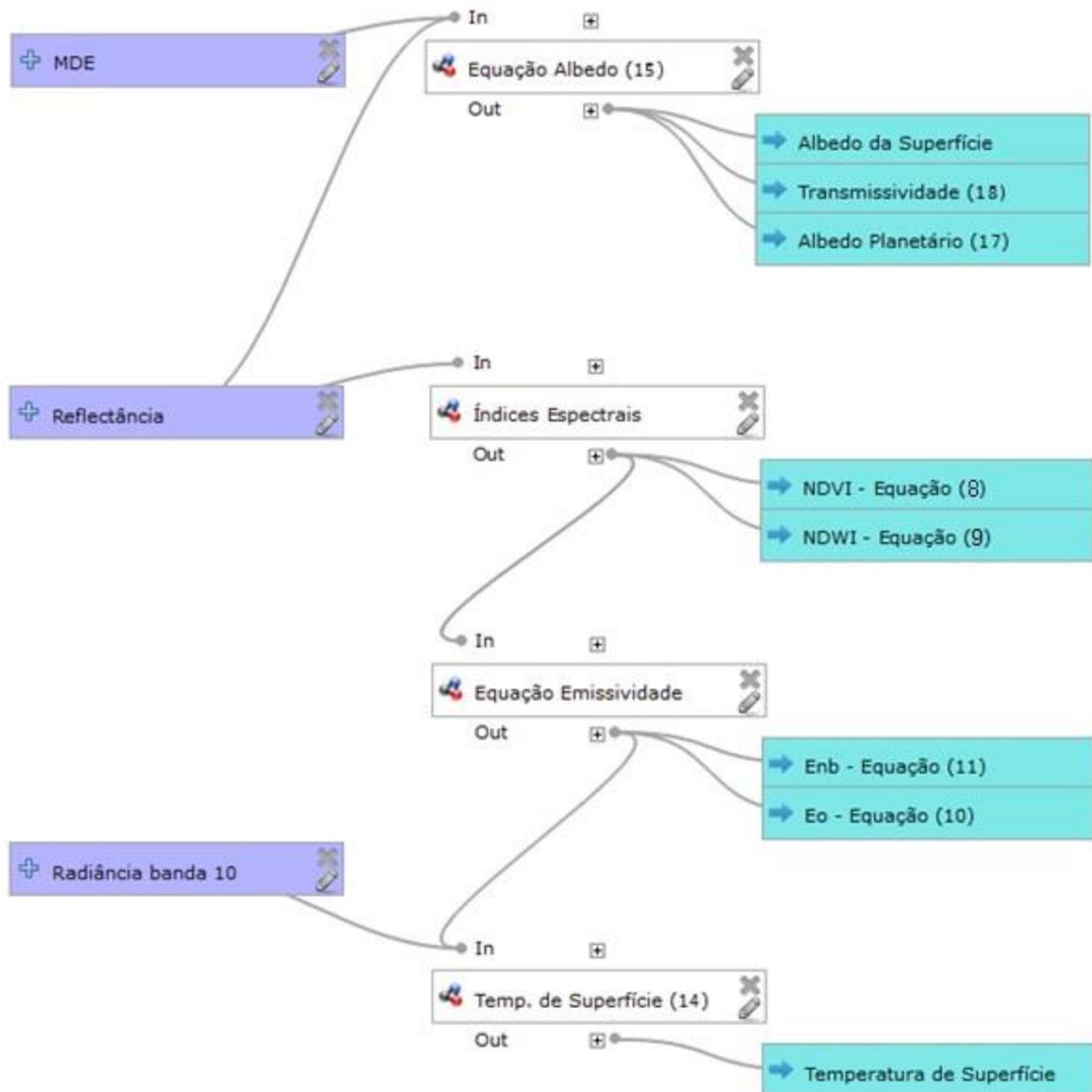
começo do processamento. A radiância e a reflectância foram calculadas (Figura 6), dando assim continuidade ao processo, sendo sequenciado pelos índices espectrais, temperatura (Figura 7), e finalmente ao albedo de superfície. Na Figura 6, a discriminação detalhada entre parênteses, a exemplo de “Equação da Radiância (4)”, corresponde a Equação (4), já citada neste volume.

Figura 6 - Modelagem no QGIS



Fonte: A Autora (2020).

Figura 7 - Modelador QGis Índices Espectrais, Albedo e Temperatura da Superfície



Fonte: A Autora (2020).

3.8 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA – SCP

Para a classificação das imagens do Landsat 5 foram empregadas na composição RGB as bandas 4, 5 e 7, e para o Landsat 8 usou-se as bandas 5, 6 e 7, sendo estas correspondentes as bandas espectrais do infravermelho próximo, infravermelho médio e infravermelho médio. Essa etapa deu início com o pré-processamento, em que foi construindo um raster virtual na ferramenta miscelânea. Por conseguinte, começou a classificação selecionando o raster criado, na sequencia foi elaborado um treinamento (ROI – *Region Of Interest*), no qual se selecionou todas as amostras de pixels que representavam as seis classes,

(vegetação secundária, água, caatinga, urbanização, solo e irrigação) que se queria retratar. O algoritmo escolhido foi o de mínima distância, que é uma classificação supervisionada pixel a pixel, ou seja, ela agrupa os valores digitais similares da imagem em classes a partir das informações espectrais de cada um. Desta maneira, teve-se como resultado a imagem classificada e o vetor das feições.

O pós-processamento também foi realizado no SCP, onde realizou-se uma nova amostragem aleatória das feições da área estudada para revalidação dos dados, no qual, se gerou a matriz de erro para cada classificação e calculou-se a Exatidão Global e o índice Kappa para avaliar o desempenho do classificador.

De acordo com Cohen (1960), o Índice Kappa (varia no intervalo de 0 a 1) é uma medida de concordância que propicia uma percepção do quanto às observações se distanciam daquelas esperadas, um evento imprevisível, mostrando assim o quão legítimas são as interpretações, sendo utilizado como medida de concordância entre o mapa e a referência adotada para a estimativa da exatidão.

$$K = \frac{K_1 - K_2}{1 - K_2} \quad (7)$$

Sendo:

K_1 : proporção observada de concordâncias (soma das respostas concordantes dividida pelo total);

K_2 : proporção esperada de concordâncias (soma dos valores esperados das respostas concordantes dividida pelo total).

A partir dos resultados, Landis e Koch (1977) associam valores do Índice Kappa à precisão da classificação de acordo com o a Tabela 5

Tabela 5 - Intervalos de Interpretação do Índice Kappa

Índice Kappa	Precisão
0,00	Péssima
0,01 a 0,02	Ruim
0,21 a 0,40	Razoável
0,41 a 0,60	Boa
0,61 a 0,80	Muito boa
0,81 a 1	Excelente

Fonte: Landis e Koch (1977).

3.9 ÍNDICES BIOFÍSICOS

Neste ponto serão descritos os parâmetros biofísicos aplicados para examinar a cobertura solo.

3.9.1 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

O índice de vegetação NDVI, é utilizado para destacar e caracterizar a vegetação que ocorre em uma área; conseqüentemente, a umidade do solo, servindo para realçar a biomassa vegetal (BEZERRA, et al. 2011). Sendo este índice desenvolvido por Rouse *et al.* (1973).

$$NDVI = \frac{\rho_{IVp} - \rho_V}{\rho_{IVp} + \rho_V} \quad (8)$$

sendo:

ρ_{IVp} : reflectância da banda do infravermelho próximo;

ρ_V : reflectância da banda do vermelho.

No OLI Landsat 8, as bandas correspondentes ao ρ_{IVp} e ρ_V são 5 e 4 respectivamente. Já no TM Landsat 5 as mesmas são 4 e 3.

3.9.2 Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI)

O Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI), proposto por McFeeters (1996) tem como finalidade detectar águas superficiais em ambientes de zonas úmidas e permitir a medição da extensão da água superficial. Este índice é calculado através da razão entre as bandas do verde e infravermelho próximo. O valor de NDWI varia de -1 para 1, tendo como linha tênue o zero, a cobertura é identificada como água se o NDWI tiver valores positivos, já os valores negativos representam tudo o que não for água.

$$NDWI = \frac{\rho_V - \rho_{IVm}}{\rho_V + \rho_{IVm}} \quad (9)$$

sendo:

ρ_V : reflectância da banda do verde;

ρ_{IVp} : reflectância da banda do infravermelho próximo.

No OLI Landsat 8, as bandas correspondentes ao ρ_V e ρ_{IVp} são 3 e 5 respectivamente. Já no TM Landsat 5 as mesmas são 2 e 4.

3.10 TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE (TSUP)

A equação para a obtenção da temperatura da superfície, utilizada foi de Planck invertida, válida para um corpo negro. Como cada pixel não emite radiação eletromagnética como um corpo negro, há a necessidade de introduzir a emissividade de cada pixel no domínio espectral da banda termal ϵ_{nb} . Conforme Allen, Tasumi e Trezza (2002) as emissividades ϵ_{nb} e ϵ_o podem ser obtidas, para $NDVI > 0$ e $IAF > 3$.

$$\epsilon_o = 0,95 + 0,01 \times IAF \quad (10)$$

$$\epsilon_{nb} = 0,97 + 0,0033 \times IAF \quad (11)$$

sendo:

ϵ_o : emissividade no domínio da banda larga;

ϵ_{nb} : emissividade de cada pixel no domínio espectral banda termal;

IAF: Índice de Área Foliar (equação dada por Allen *et al.* 2002);

$$IAF = \frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (12)$$

sendo:

SAVI: Índice de Vegetação Ajustado aos efeitos do Solo (equação dada por Huete 1988).

$$SAVI = \frac{(1+L)(\rho_{IVp} - \rho_V)}{L + \rho_{IVp} + \rho_V} \quad (13)$$

sendo:

L: o fator de ajuste (0,5);

ρ_{IV} : reflectância da banda do infravermelho;

ρ_V : reflectância da banda do vermelho.

Contudo, para pixels com $IAF \geq 0,98$, $\epsilon_{nb} = \epsilon_o = 0,98$. Para corpos de água ($NDVI < 0$), utilizou-se os valores de $\epsilon_{nb} = 0,99$ e $\epsilon_o = 0,985$, conforme Allen, Tasumi e Trezza (2002).

A temperatura de superfície foi calculada a partir da radiância espectral da banda termal $L_{\lambda 6}$ e a emissividade ϵ_{nb} obtida na etapa anterior. Dessa forma, obteve-se a temperatura da superfície em Kelvin (K), e posteriormente foi convertida para graus Celsius ($^{\circ}C$).

$$T_{sup} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{\epsilon_{nb} \times K_1}{L_{\lambda 6}} + 1\right)} \quad (14)$$

sendo:

$K_1 = 607,76 \text{ Wm}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$ e $K_2 = 1260,56 \text{ K}$ são constantes de calibração da banda termal do TM Landsat 5 (Allen *et al.*, 2002; Silva *et al.*, 2005);

$K_1 = 774,8853 \text{ Wm}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$ e $K_2 = 1321,0789 \text{ K}$ são constantes de calibração da banda termal do TIRS Landsat 8.

3.11 ALBEDO DA SUPERFÍCIE (A)

O albedo é definido como a razão entre os fluxos de radiação solar refletido e incidente (Figura 8), e constitui um parâmetro importante no estudo de mudanças climáticas, desertificação, queimadas e impactos ambientais (SILVA *et al.*, 2005a).

O albedo da superfície (α) ou albedo corrigido aos efeitos atmosféricos é processado conforme a equação (ZHONG e LI 1988):

$$\alpha = \frac{\alpha_{toa} - \alpha_p}{TSW^2} \quad (15)$$

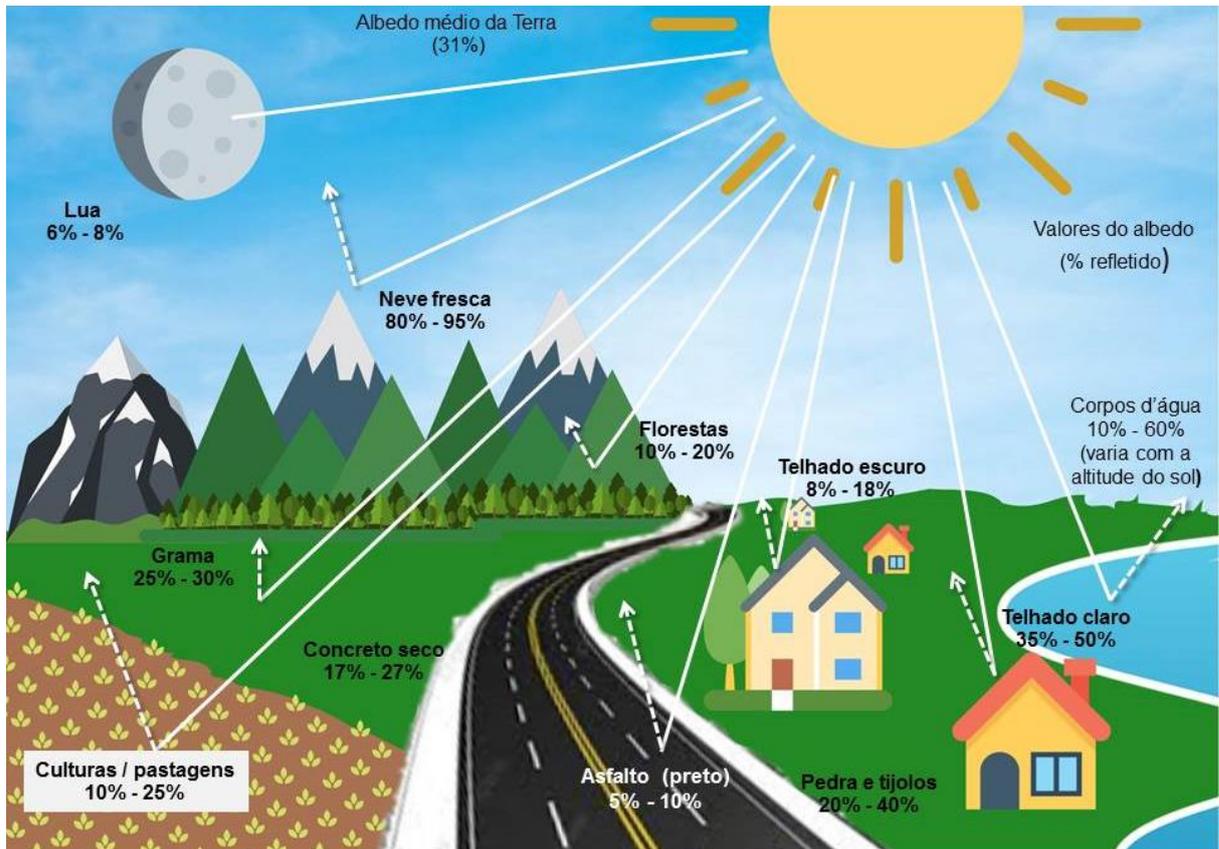
sendo:

α_{toa} : albedo planetário,

α_p : reflectância da própria atmosfera, que varia entre 0,025 e 0,04, mas que em várias aplicações tem sido recomendado o valor de 0,03 com base em IQBAL (1983) e em Bastiaanssen (2000);

tsw: Transmissividade atmosférica.

Figura 8 - Representação do comportamento do albedo



Fonte: A Autora (2020).

O albedo planetário (α_{toa}) é o albedo não ajustado às interferências atmosféricas, obtido pela combinação linear entre as reflectâncias monocromáticas. Observam-se que os pesos da equação, correspondem ao valor da irradiância espectral no topo da atmosfera ($K_{\lambda i}$) de cada banda dividido pelo somatório das irradiâncias de todas as bandas ($\sum K_{\lambda i}$), ou seja: peso da banda $i = K_{\lambda i} / \sum K_{\lambda i}$.

Para o Landsat 5 – TM:

$$\alpha_{toa} = 0,298p_1 + 0,270p_2 + 0,231p_3 + 0,155p_4 + 0,033p_5 + 0,013p_7 \quad (16)$$

Para o Landsat 8 – OLI:

$$\alpha_{toa} = 0,300\rho_2 + 0,277\rho_3 + 0,233\rho_4 + 0,143\rho_5 + 0,036\rho_6 + 0,012\rho_7 \quad (17)$$

sendo:

ρ_1 , ρ_2 , ρ_3 , ρ_4 , ρ_5 e ρ_7 são as reflectâncias.

A transmissividade atmosférica (τ_{sw}) para condições de céu claro é obtida por (ALLEN, TASUMI e TREZZA 2002):

$$\tau_{sw} = 0,75 + 2 \times 10^{-5} \times Z \quad (18)$$

sendo:

Z: altitude de cada pixel (m), podendo ser representado pelo Modelo Digital de Elevação (MDE).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção serão denotados os resultados encontrados após a execução da pesquisa.

4.1 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA (SCP)

A Caatinga com o passar dos anos tem variado em decorrência aos eventos climáticos e a urbanização, conforme a malha urbana se desenvolve a vegetação vai encontrando meios para coexistir (Figura 9). A Caatinga tem uma sensibilidade a precipitação, fazendo com que sua resposta espectral seja mais expressiva quando este fenômeno ocorre. Devido a isso, observaram-se nos valores da classificação (Tabela 6) as alterações desta vegetação à medida que os dados climáticos variam.

Tabela 6 - Áreas das Classes por ano.

Classes	Somatório das Áreas (km ²) por ano				
	1999	2011	2014	2017	2019
Caatinga	120,86	101,65	87,48	91,24	91,11
Urbano	77,07	83,18	85,05	89,96	100,60
Solo	42,33	22,07	27,04	22,48	27,06
Água	21,09	21,20	20,14	18,94	18,55
Irrigação	18,24	36,82	64,47	56,73	45,33
Vegetação secundária	19,21	33,91	14,62	19,48	16,17

Fonte: A Autora (2020).

De acordo com a Tabela 6, com o passar dos anos a Caatinga vem sendo suprimida na região urbanizada do município de Petrolina, uma vez que a classe urbanizada tem crescido. O ano de 2014 apresentou um valor abaixo do seu sucessor, isso se deu em decorrência a este ano apresentar o bimestre com menor pluviosidade estudada (Tabela 9), tendo desta maneira uma resposta menos expressiva.

A classe Irrigação obteve uma variação de área diferente em cada ano, por se tratar de um alvo que não depende necessariamente da precipitação e que está condicionado ao processo do cultivo, não foi possível compreender a oscilação dos dados.

Figura 9 - Classificação de Petrolina - PE



Fonte: A Autora (2020).

Ao observar a classe Urbano, verificou-se que este tem aumentado progressivamente à medida que a Caatinga tem decrescido, desta forma foi possível conjecturar que os mesmos são inversamente proporcionais. Entre as principais

causas da expansão da malha urbana de Petrolina, uma de fato se deu pelo crescimento populacional, os dados dos censos do IBGE apresentaram um crescimento de 130.607 habitantes em quase 20 anos, ou seja, do censo de 2000 até a estimativa populacional de 2019 a quantidade de habitantes cresceu em 59,7% (Tabela 7).

Tabela 7 - Dados Censitários

	Censo de 2000	Censo de 2010	Estimativa de 2019
População	218.538	293.962	349.145

Fonte: IBGE (2019).

Na classe Água também observamos um redução da área do corpo hídrico mais robusto (Tabela 6) apesar da classificação ter abarcado a área referente ao município de Petrolina é possível constatar este fato, no entanto, no NDWI é exequível verificar todo o trecho do rio São Francisco e seu comportamento no que se refere a área superficial (Figura 14).

Os índices Kappa de todos os anos classificados obtiveram valores maiores que 0,61, mostrando que a acurácia observada foi de muito boa a excelente como está descrito nas Tabelas 8 e 5.

Tabela 8 - Dados do pós-processamento (Índice Kappa)

Anos	Overall Accuracy (%)	Kappa Hat Classification (Global)
1999	94,32	0,89
2011	87,96	0,80
2014	87,09	0,78
2017	85,32	0,75
2019	86,80	0,78

Fonte: A Autora (2020).

Pereira e Guimarães (2019) utilizaram o Classificador SCP para fazer um mapeamento do uso e cobertura da terra, neste estudo eles constataram que o SCP é adequado para mapear usos do solo e que quanto maior o conjunto de dados, melhor o desempenho do classificador. Eles também identificaram que o algoritmo Distância Mínima obteve um desempenho satisfatório, assim como foi realizado neste estudo.

Fonseca *et al.* (2019) fizeram uma análise multitemporal do uso e ocupação do solo da microbacia do Córrego Sapecado com o Classificador SCP, e observaram que o plugin desempenhou bem a sua função identificando o comportamento da vegetação naquela região, sendo similar ao observado neste volume quanto a vegetação nativa de Petrolina e sua variação de área.

Esta pesquisa condiz com Pereira e Guimarães (2018) em um Mapeamento multicategórico do uso/cobertura da terra em escalas detalhadas usando SCP, onde foi averiguado que o índice Kappa calculado com base numa classificação com o algoritmo Distância Mínima foi de 0,724, sendo este próximo aos valores encontrados nos anos de 2014, 2017 e 2019, nesta pesquisa.

A comparação das imagens traz como resultado o avanço da antropização e crescimento da área urbana, com isso também se observou as áreas de solo exposto e como eles se localizam em áreas que foram e, possivelmente serão ocupadas pela expansão urbana ou pela agricultura (Figura 10).

Figura 10 - Antropização nas margens do Rio São Francisco



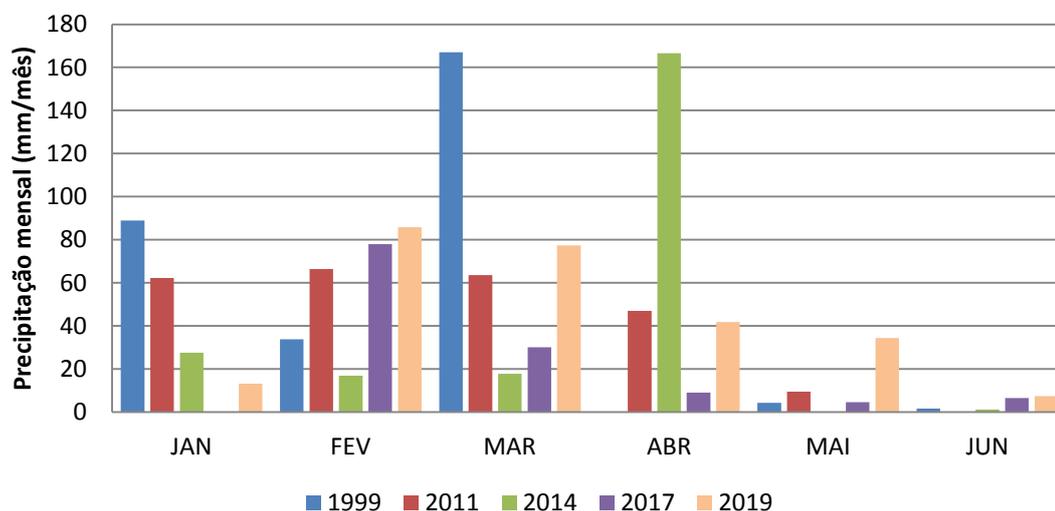
Fonte: A Autora (2020).

4.2 PRECIPITAÇÃO

O comportamento dos dados pluviométricos nos meses que antecederam as datas das imagens está representado na Figura 11, onde é possível visualizar as

variações de cada ano. Como o período das imagens foi fixado no mês de Junho, podemos verificar que este representa um mês de estiagem, sendo concernente com o parâmetro de escolha das cenas, menor incidência de nuvens.

Figura 11 - Dados mensais pluviométricos do município de Petrolina



Fonte: APAC e INMET (2019).

Na Tabela 9 é factível avaliar de maneira mais precisa o desempenho pluviométrico, pois os valores acumulados demonstram que 1999 foi o ano mais chuvoso, seguido de 2019 e posteriormente 2011 e 2014, no entanto, o ano de menor incidência de chuva foi 2017.

Tabela 9 - Dados pluviométricos de Petrolina

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	ACUMULADO (mm)
1999	88,9	33,8	167,1	0,0	4,2	1,6	295,6
2011	62,2	66,4	63,5	47,0	9,4	0,0	248,5
2014	27,6	16,9	17,8	166,6	0,0	1,1	230,0
2017	0,0	78,0	30,0	9,0	4,5	6,5	128,0
2019	13,1	85,8	77,3	41,8	34,4	7,4	259,8

Fonte: Adaptado APAC e INMET (2019).

De acordo com Tao *et al.* (2009) uma das principais componentes meteorológicas para averiguação da disponibilidade hídrica (que deve ser vista como uma característica dinâmica) é a precipitação pluvial, esta permite a

manutenção de sistemas ambientais e favorece o rendimento de grande parte dos cultivos.

4.3 ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI)

Na Tabela 10 observa-se os valores estatísticos das imagens, no qual verifica-se que os valores de máximo são bem parecidos, com exceção do ano de 2011 apesar deste ser o terceiro ano mais chuvoso estudado. Contudo, isso pode ser explicado analisando a Tabela 9, onde constata-se que não ocorreu precipitação no mês da passagem do sensor.

Tabela 10 - Valores estatísticos do NDVI

	25/06/1999	10/06/2011	02/06/2014	10/06/2017	16/06/2019
Máximo	0,8414	0,7903	0,8473	0,8402	0,8526
Mínimo	-0,7648	-0,6467	-0,7541	-1,1648	-0,6894
Média	0,3135	0,2715	0,3815	0,3003	0,3227
Desvio Padrão	0,2294	0,2233	0,2766	0,2708	0,2384

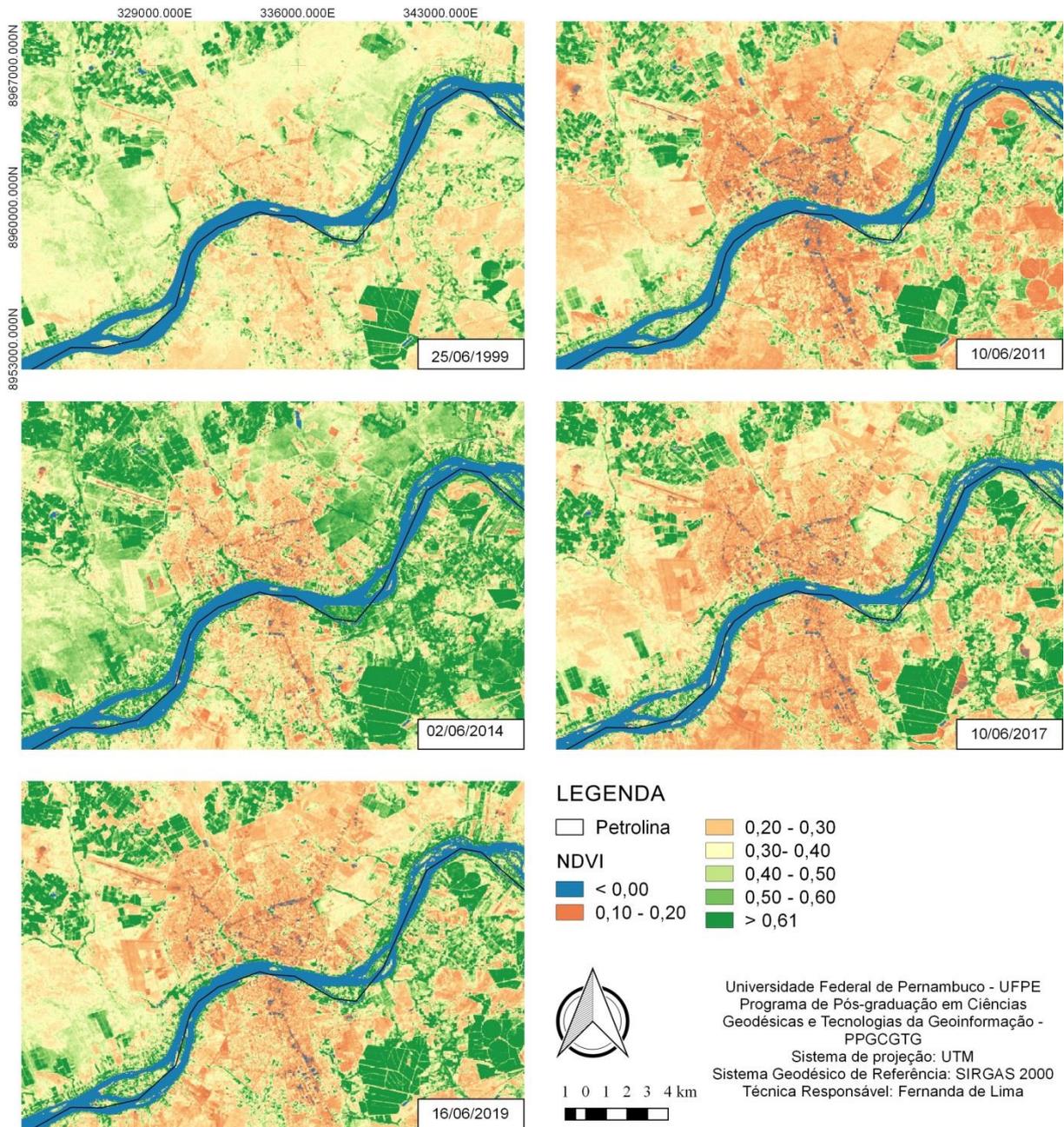
Fonte: A Autora (2020).

O ano de 2014 teve uma maior expressividade dos pixels com valores superiores a 0,61, dentre todas as imagens, este fato sucedeu devido a precipitação do mês de Abril que foi de 166,6 mm, sendo este o maior valor de chuva entre o trimestre de Abril a Junho de todos os anos, por isso a representação do NDVI nesta data foi mais representativa.

De acordo com a Figura 12 o NDVI teve uma maior espacialização das áreas com um maior desenvolvimento vegetativo, que são os perímetros irrigados, em 2014, 2017 e 2019, com isso é possível ver o comportamento desta região no decorrer dos anos. O NDVI com o valor próximo a 0,7 representam uma área com alto teor de umidade, como área irrigada, sendo condizente com os resultados encontrados por Lopes et. al. (2010), na Bacia do Rio Brígida.

A vegetação Caatinga que está representada na classe de 0,30 a 0,50, onde as vezes também é confundida, dependendo do seu estágio vegetativo com a classe 0,20 a 0,30, teve sua área diminuída pela antropização da região, como visualiza-se nos pixels do intervalo de 0,10 a 0,20.

Figura 12 - NDVI de Petrolina - PE



Fonte: A Autora (2020).

O NDVI corrobora com os dados da classificação (Figura 9), onde a Caatinga tem passado por um processo de antropização no decorrer dos anos, porém, o perímetro irrigado, por se tratar de um método mecanizado, não tem a precipitação como fator decisivo, sendo assim uma classe difícil de inferir.

Segundo Chouhan e Rao (2011), valores negativos de NDVI correspondem a corpos d'água, valores muito baixos (0,1 e abaixo) correspondem a áreas estéreis de rocha ou areia. Valores moderados representam arbustos e pastagens (0,2 a 0,3), enquanto valores altos indicam florestas ou vegetação mais densa (0,6 a 0,8). Devido a isso, observou-se que os valores obtidos neste trabalho, no que se refere a Caatinga (0,2 a 0,5 a depender do estado vegetativo) e ao perímetro irrigado ($> 0,61$) é concernente com a representação arbustos e pastagens e vegetação mais densa respectivamente.

Ao analisar o comportamento dos índices de vegetação sob diferentes intensidades pluviométricas no município de Sousa – PB, Albuquerque *et al.* (2014), observaram que os valores que se encontram no intervalo de 0,3 a 0,5 correspondem a vegetação menos densa, e que as maiores que 0,5 representam uma vegetação num bom estado fenológico. Esses resultados concernem com os dados obtidos nesse estudo em Petrolina, onde apresentaram as mesmas características vegetativas para estes intervalos.

Apesar da Caatinga estudada neste volume não pertencer a uma área de preservação, os resultados foram compatíveis com Lourenço, Ramos e Costa (2017), que fizeram a distribuição espaço-temporal do NDVI sob condições de Caatinga preservada na Bacia experimental de Aiuaba-Ceará, em que constataram que a homogeneidade representada pelo NDVI foi encontrada em áreas sob práticas agrícolas e que não pode ser contemplada na vegetação de Caatinga (preservada), mesmo no período chuvoso.

4.4 ÍNDICE DE ÁGUA POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDWI)

A Tabela 11 detalha os valores estatísticos (máximo, mínimo, médio e desvio padrão) do NDWI nos anos estudados.

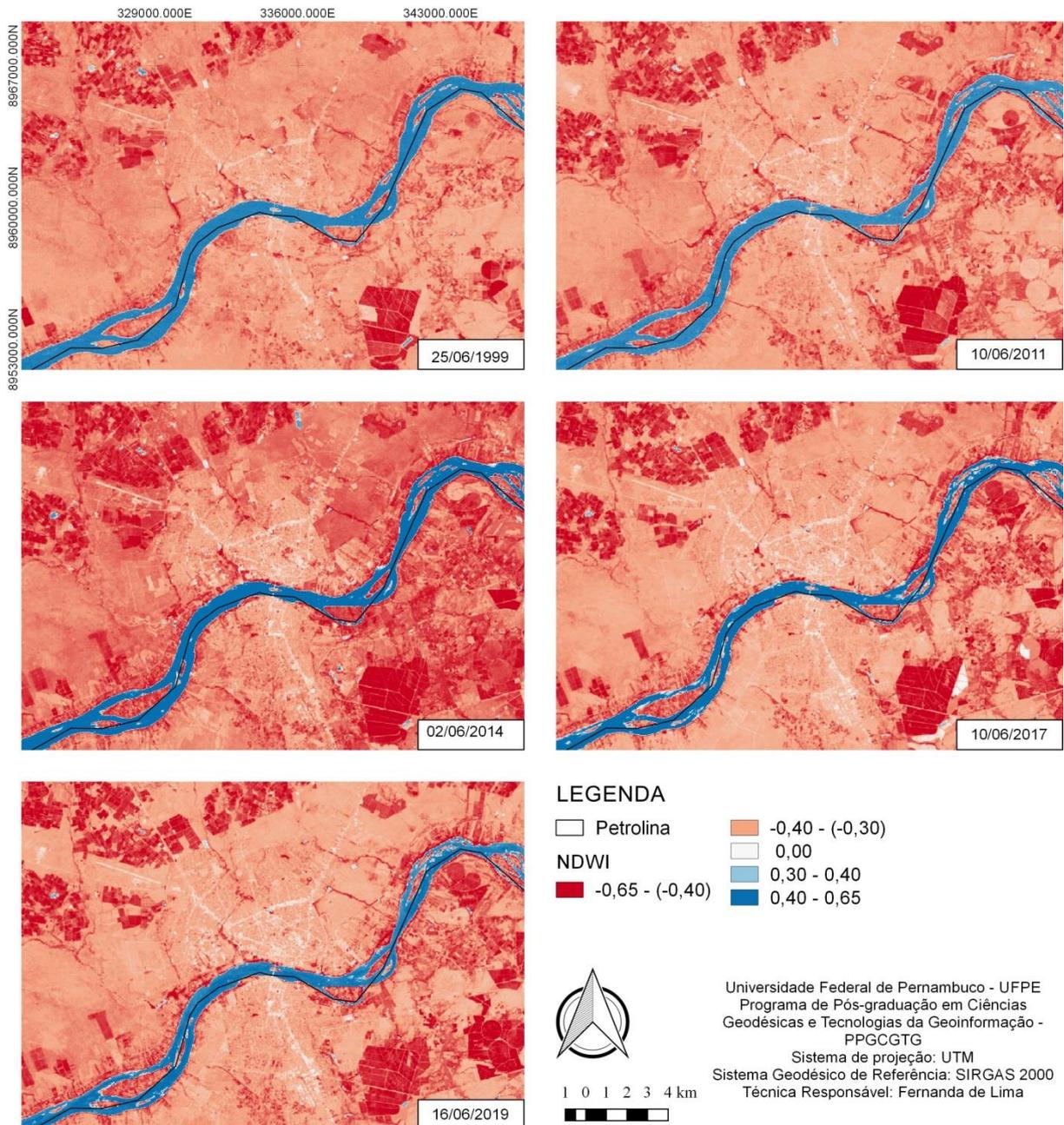
Tabela 11 - Valores estatísticos do NDWI

	25/06/1999	10/06/2011	02/06/2014	10/06/2017	16/06/2019
Máximo	0,8288	0,7471	0,8493	1,0922	0,7820
Mínimo	-0,7473	-0,7312	-0,7531	-0,7409	-0,7474
Média	-0,3211	-0,3298	-0,3760	-0,3258	-0,3327
Desvio Padrão	0,2462	0,2401	0,2876	0,2717	0,2518

Fonte: A Autora (2020).

O NDWI de McFeeters delimitou bem as bordas do corpo hídrico diferenciando das áreas alagadiças e úmidas. Pode-se verificar também que o rio São Francisco apresenta maior robustez no ano de 1999 (Figura 13). Os valores positivos representam água, porém, os valores superiores a 0,41 se referem a um corpo hídrico mais imponente, sendo tangível a análise pelos dados estatísticos de cada imagem (Tabela 11).

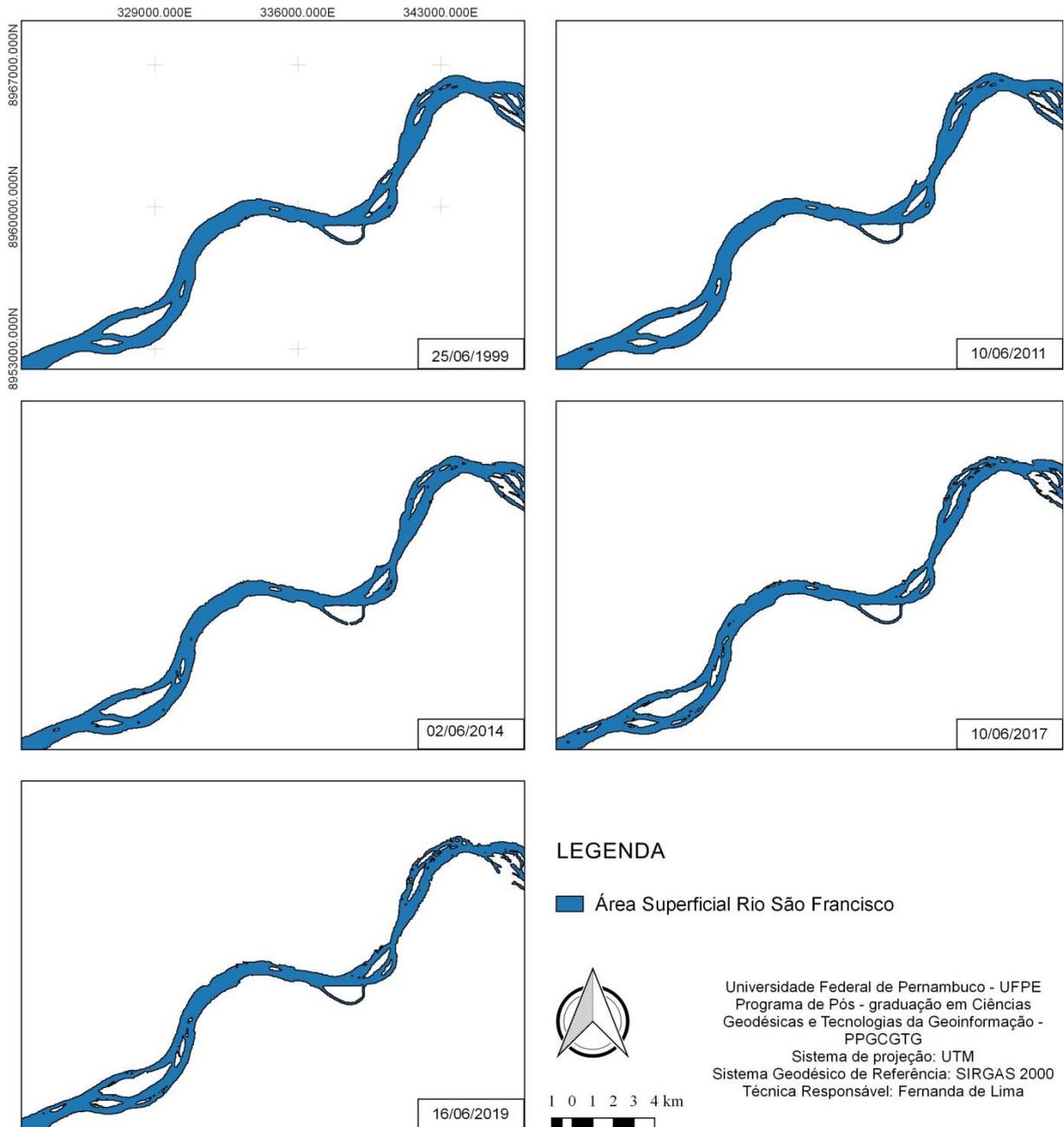
Figura 13 - NDWI de Petrolina - PE



Fonte: A Autora (2020).

Ao analisar as imagens é factível que o rio São Francisco tem sofrido alterações no que se refere a diminuição do seu volume e/ou assoreamento. Quando comparado os anos vê-se a transformação das margens e ilhas presentes na faixa do rio estudada. Na Figura 14 e Tabela 12 verificou-se as áreas superficiais do rio São Francisco, os valores corroboram com esta análise (Figura 13).

Figura 14 - Área Superficial do trecho estudado do rio São Francisco



Fonte: A Autora (2020).

Tabela 12 - Áreas superficiais do rio São Francisco

Datas	25/06/1999	10/06/2011	02/06/2014	10/06/2017	16/06/2019
Área superficial do corpo hídrico (km ²)	32,1462	30,8556	30,0186	27,7362	27,0144

Fonte: A Autora (2020).

Observando a extremidade superior de cada imagem da Figura 14 é factível atestar que as feições do rio São Francisco têm ficado cada vez mais delgadas, com trechos até suprimidos, dando assim ênfase para a possibilidade de assoreamento e/ou perda do volume de água (Figura 15).

Figura 15 - Assoreamento em um trecho do Rio São Francisco



Fonte: A Autora (2020).

Ao visualizar o perímetro do espelho d'água do rio São Francisco se constatou que esta metodologia é concorrente com os resultados de Pereira et al. (2018), que fizeram uma comparação entre métodos de Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) em Área Úmida Continental e testificaram que no NDWI de McFeeters as feições hídricas como os corpos aquosos ficaram em evidência, apresentado maior realce em relação a outras feições, sendo as únicas feições a aparecer com valores positivos. E Cunha et al. (2020) também utilizaram o

NDWI para obter o modelo área-volume para a Represa Guarapiranga, tendo este um papel significativo para o monitoramento do volume de água.

Anjos et al. (2017) quando pesquisaram a Barragem Capoeira – PB, concluíram que o NDWI pode ser aplicado para delinear os espelhos d'água de reservatórios, pois elimina a interferência da vegetação e solo simultaneamente. Comprovando assim a efetividade desta pesquisa quanto ao delineamento das bordas hídricas do Rio São Francisco.

4.5 TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE (TSUP)

As imagens da Figura 16 demonstram o desempenho da temperatura da superfície da área urbanizada de Petrolina. Por se tratar de um ano que veio posteriormente a um longo período de seca, a imagem de 1999 não obteve a menor temperatura estudada, que ficou a cargo do ano de 2019, o segundo mais chuvoso.

Ainda na análise da Figura 16, pode-se constatar que 2017 foi o ano com a maior espacialização de temperaturas maiores que 30°C (Tabela 13), pode-se dizer que toda a cidade estava nesta situação, e isto está diretamente correlacionado com o regime de chuvas, já que 2017 foi o ano mais seco estudado.

Tabela 13 - Valores estatísticos da Temperatura da superfície

	25/06/1999	10/06/2011	02/06/2014	10/06/2017	16/06/2019
Máximo	34,0058	34,0150	34,9121	37,3404	33,4443
Mínimo	20,6266	16,9855	-273,15	22,9216	20,5973
Média	28,4432	28,2315	29,4863	31,1240	28,5111
Desvio Padrão	2,5331	2,5511	4,7745	2,6314	2,2913

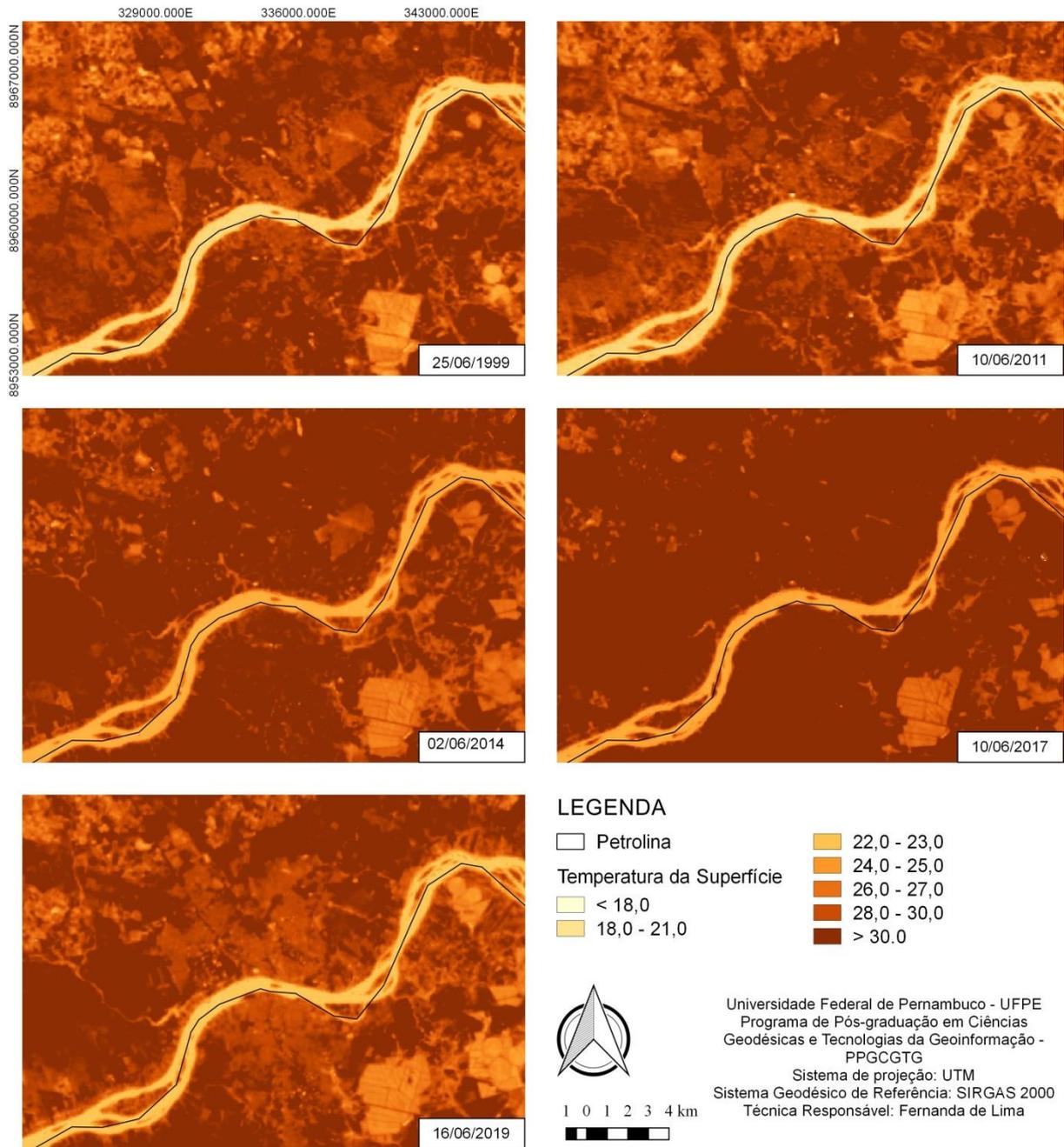
Fonte: A Autora (2020).

O ano de 2014 também teve uma distribuição de pixels com temperaturas elevadas, o bimestre que antecedeu a passagem do sensor foi mais seco em 2014 do que nos demais, com isso nota-se mais uma vez a influência da precipitação nestas análises.

Em 2019 teve uma redução da espacialização de pixels com temperaturas superiores a 30°C, devido o índice pluviométrico nos meses de Maio e Junho serem superior a 2017, porém, repara-se que as mesmas se concentraram nas áreas de

caatinga, sendo esta um tipo de vegetação muito peculiar por sua formação e comportamento, mostrando a sua complexidade e a possível antropização destas áreas próximas a região urbanizada.

Figura 16 - Temperatura da Superfície de Petrolina - PE



Fonte: A Autora (2020).

As menores temperaturas foram encontradas no perímetro irrigado e no corpo hídrico presente, onde os valores observados estão compreendidos nos intervalos de $> 0,18$ e de $0,18$ a $0,21$. No entanto, em 2017 as temperaturas mínimas foram encontradas apenas nos plantios que apresentavam maior desenvolvimento vegetativo.

Na classificação (Figura 9), foi possível analisar o crescimento da área urbanizada e o decréscimo das áreas vegetadas, com isso, é factível que o processo do aumento da temperatura superficial ocorra já que ela é inversamente proporcional a vegetação e concernente ao processo de antropização

Silva et al. (2015) verificaram que a temperatura superficial em áreas irrigadas utilizando imagens Landsat, obtiveram uma diferença considerável entre os valores de dois anos estudados, justificando o evento chuvoso ligado ao fato dos registros de menores Temperaturas da Superfície na Bacia experimental do Cariri - PB, sendo semelhante ao ocorrido neste volume, onde as temperaturas nas regiões irrigadas eram menores nos anos que tinham um alto índice pluviométrico e muito altas no período de baixa precipitação.

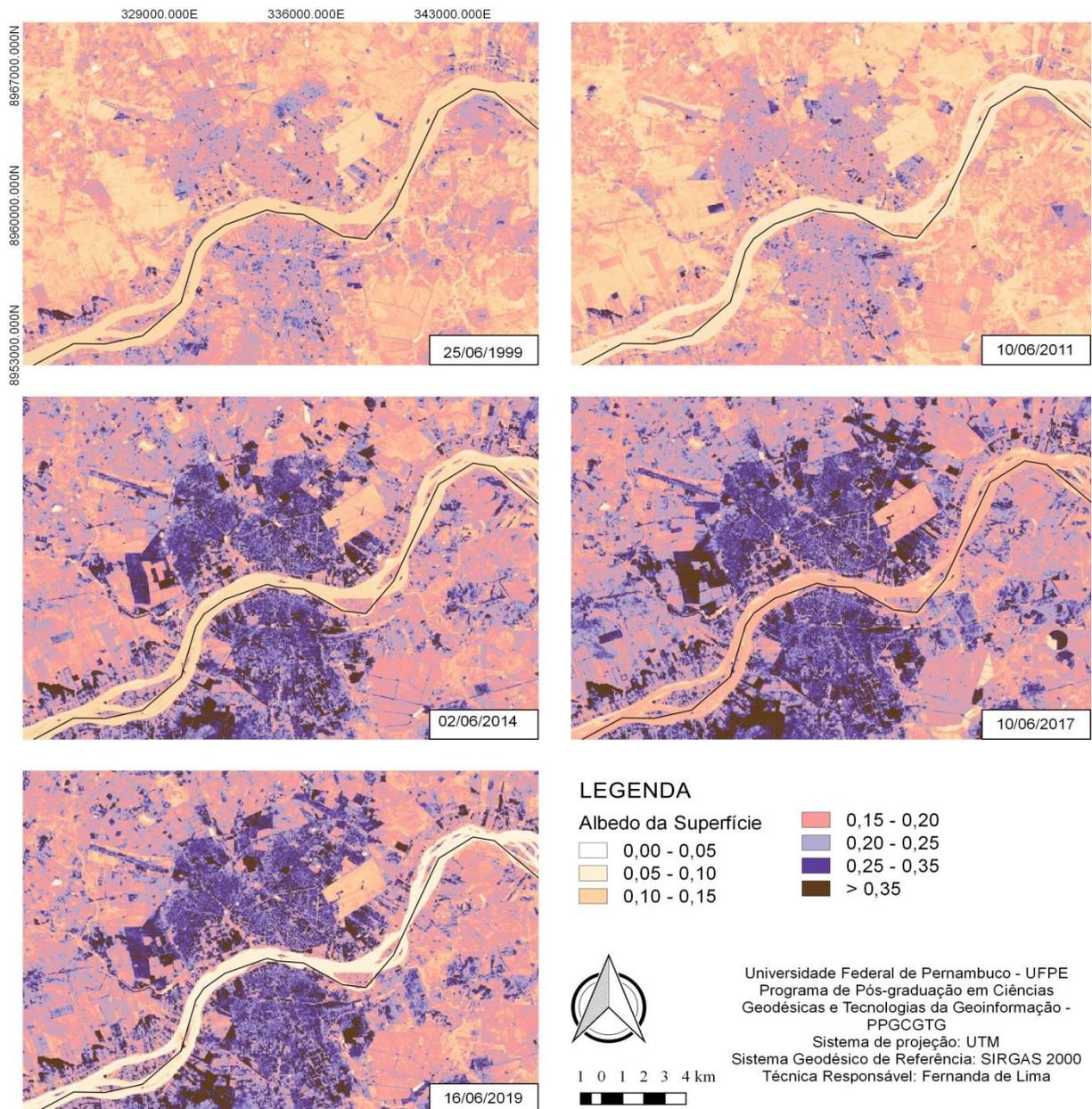
Almeida Jr et al. (2019) e Feitosa et al. (2011) analisaram que os as áreas vegetadas no Estado do Piauí diminuíram em contrapartida a população cresceu e as cidades se expandiram, verificando-se temperaturas da superfície mais elevadas nas regiões de maior concentração de áreas antropizadas. Esta situação é semelhante ao que foi explanado sobre o decréscimo da Caatinga para o desenvolvimento da malha urbana e conseqüentemente da Temperatura da superfície em Petrolina, assim demonstrando a veracidade dos resultados.

4.6 ALBEDO DA SUPERFÍCIE

Na Figura 17 as imagens de 1999 e de 2011 que se referem ao Landsat 5 tem um contraste diferente das imagens de 2014, 2017 e 2019, sendo estas provenientes do Landsat 8.

Ainda na mesma figura nota-se o avanço do albedo de superfície com o passar dos anos. Em 1999 a presença de pixels com valores superiores a $0,35$ é mínima, e em 2011 o comportamento espectral não é muito diferente. Os valores predominantes nos dois casos são pixels compreendidos no intervalo de $0,15$ a $0,20$.

Figura 17 - Albedo da Superfície de Petrolina - PE



Fonte: A Autora (2020).

A diferença é gritante quando se vislumbra a o albedo de 2014, em três anos o cenário muda drasticamente, a maior porcentagem de pixels nesta imagem está no intervalo de 0,20 a 0,30; verifica-se também a notável presença de pixels com valores no intervalo de 0,30 a 0,35 e superiores a 0,35.

A imagem de 2017 tem a maior representação de pixels com valores no intervalo de 0,30 a 0,35 e superiores a 0,35. Em 2019 os valores mais expressivos estão no intervalo de 0,30 a 0,35, no entanto, os valores superiores a 0,35 não tem o mesmo desempenho de 2017, como descrito nos dados estatísticos da Tabela 14.

Tabela 14 - Valores estatísticos do Albedo da Superfície

	25/06/1999	10/06/2011	02/06/2014	10/06/2017	16/06/2019
Máximo	0,4822	0,5055	0,7749	0,8804	0,8375
Mínimo	0,0255	0,0232	0,0361	0,0412	0,0295
Média	0,1544	0,1458	0,2069	0,2258	0,2075
Desvio Padrão	0,0422	0,0431	0,0636	0,0627	0,0704

Fonte: A Autora (2020).

O Albedo da Superfície teve seus valores aumentados devido ao crescimento urbano e isso é coerente com valores obtidos na classificação (Figura 9), onde verifica-se o aumento da malha urbana numa análise espaço-temporal da região em questão, sendo este um fator de alerta para prováveis problemas ambientais.

De acordo com estudo realizado por Leite et al. (2019), em área com vegetação do tipo Caatinga os autores encontraram um aumento nas áreas de solo exposto, em que o Albedo registrou um crescimento, evidenciando a existência de superfícies desprovidas de vegetação, o que favorece a alta refletividade nas áreas modificadas. Estes dados salientam a análise do Albedo neste trabalho por meio da classificação, no qual é perceptível a espacialização de solo exposto e o avanço do Albedo da superfície.

Ferreira Jr. e Dantas (2018) analisaram o albedo da superfície e os índices de vegetação na bacia hidrográfica do Rio Pacoti/CE e observaram que, os valores de albedo da superfície, no ano de 2006, foi de 0,21 para áreas com pouca vegetação e de 0,36 para áreas que indicam a presença de solos expostos, sendo estes condizentes com os valores do albedo da superfície presente na Figura 17.

Alves et al.(2018) averiguaram na Bacia Hidrográfica do alto curso do rio Paraíba que quando a vegetação está mais verde e densa reflete menos. À medida que a vegetação diminui ou perde sua folhagem (senescência), em decorrência do estresse hídrico da estação seca, a refletividade aumenta, pois o solo fica mais descoberto e as áreas mais claras. Por outro lado, quando a vegetação se desenvolve, nos período da estação chuvosa, o albedo diminui consideravelmente. Este mesmo comportamento foi identificado neste volume, no qual a vegetação nativa é a Caatinga Hiperxerófila caducifólia, que tem diminuído a sua área de ocupação no decorrer dos anos, validando desta maneira o comportamento do albedo e as interligações dos fatores ambientais.

5 CONCLUSÃO

A presente pesquisa expressou o comportamento do crescimento urbano e as suas influências no meio ambiente, utilizando o modelador para calcular os índices espectrais, temperatura e albedo da superfície, e comparando-os com a classificação SCP que, além disso, teve a finalidade de definir os alvos de maior interesse neste trabalho. Vale salientar a importância dos métodos escolhidos para compreensão holística da área.

Em relação a classificação SCP esse plugin auxiliou na análise do crescimento da antropização por meio do processo de urbanização, ele também especializou bem as áreas irrigadas, as vegetações e os corpos hídricos, ajudando a comprovar as respostas espectrais do modelador.

Os índices espectrais obtiveram êxito quando analisados sob a perspectiva da precipitação pluviométrica, pois esta contribuiu no entendimento dos resultados. A Temperatura de Superfície vem aumentando a sua espacialização das altas temperaturas nos últimos 20 anos, devido a isso a T_{sup} se demonstrou coerente com os índices, certificando que todos os âmbitos do meio ambiente corroboram entre si, desta maneira, as interferências da antropização afetam diretamente a todas as esferas envolvidas. O desenvolvimento do Albedo da superfície traz um alerta para o crescimento da cidade, comprovando o aumento de energia refletida.

Finalmente, conclui-se que o crescimento da malha urbana de Petrolina tem afetado a vegetação nativa do tipo Caatinga, como também o trecho do rio São Francisco que tem sofrido assoreamento. O aumento da área urbanizada também tem ocasionado o aumento do albedo, possibilitando a formação de ilhas de calor, como observado nas temperaturas de superfície.

REFERÊNCIAS

ABREU, K. M. P.; COUTINHO, L. M. Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação com ênfase em índice de vegetação e métricas da paisagem. **Vértices**, v.16, n.1, p. 173- 198, jan.- abr., 2014.

ALBUQUERQUE, E. M.; ANDRADE, S. C. P.; MORAIS, H. F.; DINIZ, J. M. T.; SANTOS, C. A. C. Análise do Comportamento do NDVI E NDWI sob diferentes Intensidades Pluviométricas no Município De Sousa-PB. **Revista Estudos Geoambientais**; n. 01, v. 01; jan-abr, 2014.

ALMEIDA JR., W. F.; SIMÕES, P. P. S.; MORAIS, R. C. S. Análise da Temperatura de Superfície de área descampada no município de Teresina-PI com a utilização de sensoriamento remoto para os anos de 2007 E 2017. *In*: CONGRESSO BRASILEIRO DE GESTÃO AMBIENTAL, 10., 2019, Fortaleza-CE. **Anais [...]**. Fortaleza: CBGA, 2019.

ALVES, T. L. B.; AZEVEDO, P. V.; SANTOS, C. A. C.; SANTOS, F. A. C. Evolução Espaço-Temporal do Albedo e da Cobertura Vegetal da Superfície Na Bacia Hidrográfica do Alto Curso do Rio Paraíba. **Geosul**, v.33, n. 66, p. 147-171, jan.-abr. 2018.

AGRIANUAL. **Anuário brasileiro da uva e vinho**. Santa Cruz do Sul: Editora Gazeta Santa Cruz, 2006. 128p.

ALLEN, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. **SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land) – Advanced Training and Users Manual**. Idaho: Idaho Implementation, 2002.

AMORIM, M. C. C. T., DUBREUIL, V. A interferência da precipitação na intensidade e na distribuição espacial das ilhas de calor de superfície nas estações do ano em ambiente tropical. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 18., 2017, Santos – SP. **Anais [...]**. Santos: SBRS, 2017.

ANJOS, D. M.; SOARES, D. M. A.; SIMÕES, E. M.; LEITE, A. C. C. P.; RAMOS, T. M.; BAKKE, I. A. Temporal analysis of water volume at Capoeira Reservoir Mãe d'Água, Paraíba, Brazil. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, v. 12, n. 1, p. 138-142, 2017.

ANTUNES, R. L. S; ROSS, J. L. S. Interpretação das fisionomias da paisagem e sua fisiologia a partir do sensoriamento remoto no sul do Brasil. **Geoambiente On-line**. Edição Especial. Procad USP/UFSM/UFG – Jataí. Jataí – GO, n. 30, jan-abril, 2018.

ARAÚJO, G. J. F.; SILVA, M. M. Crescimento econômico no semiárido brasileiro: o caso do polo frutícola Petrolina/Juazeiro. **Caminhos de Geografia**. v. 14, n. 46, jun, 2013. p. 246–264.

BORATTO, I. M. P.; GOMIDE, R. L. Aplicação dos índices de vegetação NDVI, SAVI e IAF na caracterização da cobertura vegetativa da região Norte de Minas Gerais. *In*:

SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. 16. 2013. Foz do Iguaçu - PR. **Anais [...]**, Foz do Iguaçu: SBSR, 2013

BARRETO, R. D. **Uso e ocupação do solo às margens do rio são francisco no município de Petrolina - PE: impactos ambientais no canal fluvial.** 2015. 111f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2015.

BASTIAANSSEN, W. G. M. SEBAL – based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. **Journal of Hydrology**, v. 229, p.87-100, 2000.

BENAVIDES SILVA, V. C.; MACHADO, P. de S. SIG na análise ambiental: susceptibilidade erosiva da bacia hidrográfica do Córrego Mutuca, Nova Lima – Minas Gerais. **Revista de Geografia**, v. 31, n. 2, p. 66-87, 2014.

BERNINI, H.; OLIVEIRA, D. S.; MORET, A. S. O uso de geoprocessamento para a tomada de decisão na utilização de recursos naturais: estudo de caso Resex do Rio Ouro Preto - RO. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis – SC. **Anais [...]**. Florianópolis: SBSR, 2007.

BEZERRA, M. V. C.; SILVA, B. B.; BEZERRA, B. B. Avaliação dos efeitos atmosféricos no albedo e NDVI obtidos com imagens de satélite. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.15, p.709-717, 2011.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Bioma Caatinga**. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/biomas/caatinga>. Acesso em: 25 jul. 2014.

BLACHSKE, T.; LANG, S.; LORUP, E. STROBL, J.; ZEIL, P. Object-Oriented Image Processing in an Integrated GIS/Remote Sensing Environment and Perspectives for Environmental Applications. In: CREMERS, A.; GREVE, K. (ed). **Environmental Information for planning, Politics and the Public**, v. 2, p. 555–570, 2000.

BLASCHKE, T. Object based image analysis for remote sensing. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 65, n.1, p.2-16, 2010.

BRENNER, V.C.; GUASSELLI, L.A. 2015. Índice de diferença normalizada da água (NDWI) para identificação de meandros ativos no leito do canal do rio Gravataí/RS–Brasil. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17, 2015. João Pessoa – PB. **Anais [...]**. João Pessoa: SBSR, 2015.

COHEN, J. A. Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Psychological Measurement**, v. 20, n. 01, p. 37-46, 1960.

CONGALTON, R.; GREEN, K. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data** - Principles and Practices. Boca Raton: CRC Press, 2009.

CUNHA, C. F.; CARDOSO, S.B.; TERAMOTO E. H.; CHANG, H. K. Modelo área-volume para a represa guarapiranga empregando o índice NDWI. **Holos Environment**, v. 20, n. 1, p. 137-151, 2020.

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

CHEN, J., DOWMAN, I., LI, S., LI, Z., MADDEN, M., MILLS, J., PAPANODITIS, N., ROTTENSTEINER, F., SESTER, M., TOTH, C., TRINDER, J., HEIPKE, C. Information from imagery: ISPRS scientific vision and research agenda. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 115, p. 3-21, 2016.

CHIN, A. Urban transformation of river landscapes in a global context. **Geomorphology**, 79, n. 460–487, 2006.

CHOUHAN, R. & RAO, N. Vegetation detection in multispectral remote sensing images: protective role-analysis of vegetation in 2004 Indian Ocean tsunami. *In*: GEOINFORMATION FOR DISASTER MANAGEMENT, Turkey, 2011. **Proceedings** [...]. Turkey: GDM, 2011 Disponível em: [http://www.isprs.org/proceedings/2011 / Gi4DM/PDF/OP37.pdf](http://www.isprs.org/proceedings/2011/Gi4DM/PDF/OP37.pdf). Acesso: 20 set. 2018.

CPRM. Serviço Geológico do Brasil. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea** - diagnóstico do Município de Petrolina. 2005. Disponível em: http://rigeo.cprm.gov.br/jspui/bitstream/doc/16562/1/Rel_Petrolina.pdf. Acesso em: 15 jun. 2019.

DAVENPORT, M. L.; NICHOLSON, S. E. On the relation between rainfall and the Normalized Difference Vegetation Index for diverse vegetation types in East Africa. **International Journal of Remote Sensing**. v. 14, p. 2369-2389, 1993.

DENG, Y.; WANG, S.; BAI, X.; TIAN, Y.; WU, L.; XIAO, J.; CHEN, F.; QIAN, Q.. Relationship among land surface temperature and LUCC, NDVI in typical karst area. **Scientific Reports**, v. 8, n. 641, p. 1-12, 2018. DOI: 10.1038/s41598-017-19088-x

ELMORE, ANDREW J., MUSTARD, JOHN F., MANNING, SARA J., LOBELL, DAVID B. Quantifying Vegetation Change in Semiarid Environments: Precision and Accuracy of Spectral Mixture Analysis and the Normalized Difference Vegetation Index. **Remote Sensing Environment**, v. 73, p. 87–102. 2000.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Centro Nacional de Monitoramento por Satélite. **LANDSAT** - Land Remote Sensing Satellite. Campinas, SP: EMBRAPA; CNMS, 2018. Disponível em: https://www.cnpm.embrapa.br/projetos/sat/conteudo/missao_landsat.html. Acesso em: 11 nov. 2018.

FEITOSA, S. M. R.; GOMES, J. M. A.; NETO, J. M. M.; ANDRADE, C. S. P. Consequências da urbanização na vegetação e na temperatura da superfície de Teresina – Piauí. **REVSBAU**, v.6, n.2, p.58-75, 2011.

FERREIRA JR., J. J. & DANTAS, M. J. F. Análise do albedo da superfície e de índices de vegetação por sensoriamento remoto na bacia hidrográfica do Rio Pacoti/CE. **Revista Tecnologia**, v.39, n. 2, p. 18. 2018.

FONSECA, L. S.; CUNHA, F. F.; ZIVIANI, A. C.; VALLE JR., R. F.; SOUZA, J. S. Análise multitemporal do uso e ocupação do solo da microbacia do Córrego Sapecado, afluente do rio Uberaba. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIMENTO REMOTO. 19. 2019. Santos - SP. **Anais** [...]. Santos: SBSR, 2019.

FLORENZANO, T. G. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2002.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em Sensoriamento Remoto**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007.

GORGANI, S.A.; PANAH, M.; REZAIE, F. The relationship between NDVI and LST in the urban area of Mashhad, Iran. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CIVIL ENGINEERING ARCHITECTURE & URBAN SUSTAINABLE DEVELOPMENT. 2013. Tabriz. **Anais** [...]. Tabriz: ICCEAU, 2013.

GIONGO, P. R. & VETTORAZZI, C. A. Albedo da superfície por meio de imagens TM Landsat 5 e modelo numérico do terreno. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.18, n.8, p. 833-838, 2014.

GOMES, M. A. S.; SOARES, B. R. Reflexões sobre a qualidade ambiental urbana. **Estudos Gráficos**, v. 2, n. 2, p. 21-30, 2004.

HERRMANN, S. M., ANYAMBA, A., TUCKER, C.J. Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. **Global Environmental Change** 15, p. 394–404. 2005.

HUETE, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, p. 295-309, 1988.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas. Diretoria de Pesquisa e Informática. Censo Demográfico 2010. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br>. Acesso em: 11 nov. 2019.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas. Portal das cidades. 2018. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/al/petrolina/panorama>. Acesso em: 20 set. 2018.

IBRAHIM, Y.Z., BALZTER, H., KADUK, J., TUCKER, C.J. Land Degradation Assessment Using Residual Trend Analysis of GIMMS NDVI3g, Soil Moisture and Rainfall in Sub-Saharan West Africa from 1982 to 2012. **Remote Sensing**. 7, p. 5471-5494. 2015.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Portal da Pós-graduação em Sensoriamento Remoto. 2018. Disponível em: http://www3.inpe.br/pos_graduacao/cursos/ser/. Acesso em: 04 jul. 2018.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Portal do TOPODATA. Banco de Dados Geomorfológicos do Brasil. 2019. Disponível em: <
<http://www.dsr.inpe.br/topodata/>. Acesso em: Setembro de 2019.

IQBAL, M. **An introduction to solar radiation**. Canadá: Academic Press, 1983.

JATOBÁ, L.; SILVA, A. F.; GALVÍNCIO, J. D. A dinâmica climática do semiárido em Petrolina – PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**. v.10, n.01 (2017) 136-149.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do ambiente: Uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parentese. 2009

KORTING, T. S.; FONSECA, L. M. G.; CASTEJON, E.F.; NAMIKAWA, L. M. Improvements in sample selection methods for image classification. **Remote Sensing**, v. 6, n.8, p. 7580-7591. 2014.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 01, p. 159-174, 1977.

LEITE, A. C. S.; BEZZERRA, U. A.; OLIVEIRA, L. M. M. Comportamento do Albedo e NDVI no Núcleo de Desertificação de Gilbués – Piauí (Brasil), usando imagens do Satélite Landsat. **Revista Brasileira de Meio Ambiente**, v.7, n.2. 019-028. 2019.

LIU, J., WU, J., WU, Z., LIU, M. Response of NDVI dynamics to precipitation in the Beijing – Tianjin sandstorm source region. **International Journal of Remote Sensing**. v. 34, p. 5331-5350. 2013.

LOPES, H. L.; CANDEIAS, A. L. B.; ACCIOLY, L. J. O.; SOBRAL, M. DO C. M.; PACHECO, A. P. Parâmetros biofísicos na detecção de mudanças na cobertura e uso do solo em bacias hidrográficas. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.14, p.1210-1219, 2010.

LOURENÇO, V. R.; RAMOS, N. N. L. A.; COSTA, C. A. G. Distribuição Espaço-Temporal do NDVI sob Condições de Caatinga Preservada. **Espaço Aberto**, V. 6, N.2, p. 101-110, 2017.

LU, D.; WENG, Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 5, p. 823-870, 2007.

MAPA - Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Estatística. Disponível em:. Acesso em: 20 out. 2016.

MARKHAM, B. L.; BARKER, L. L. Thematic mapper bandpass solar exoatmospherical irradiances. **International Journal of Remote Sensing**, v.8, n.3, p.517-523, 1987.

MARTINS, C. V.; MASCARENHAS, A. R. P. Uso de imagens multiespectrais na análise da cobertura vegetal em área de concessão florestal em Rondônia. **Anuário do Instituto de Geociências – UFRJ**. v. 41, n. 2, p. 104-116. 2018.

MATSUSHITA, B.; XU, M.; FUKUSHIMA, T. Characterizing the changes in landscape structure in the Lake Kasumigaura, Japan using a high-quality GIS dataset. **Landscape and Urban Planning**, v.78, p.241-250, 2006.

MENDONÇA, F.; DANNI-OLIVEIRA, I. M. **Climatologia: noções básicas e climas do Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos. 2007.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: Universidade de Brasília – UNB, 2012.

MOREIRA, T.R., SANTOS, A.R., DALFI, R.L., CAMPOS, R.F., SANTOS, G.M. A.D.A. EUGENIO, F.C. Confronto do uso e ocupação da terra em APPs no município de Muqui, ES. **Floresta e Ambiente**, n.22, v.2, p.141-152, 2015.

McFEETERS, S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. **International Journal of Remote Sensing**, 17: 1425-1432.1996.

NASA. Landsat8. Disponível em: http://www.nasa.gov/mission_pages/landsat/spacecraft/index.html#.UieDrzY3s0M. Acesso em: 04 ago 2018.

OLIVEIRA, C.D.C., BORGES, L.A.C., ACERBI JÚNIOR, F.W. Land use in permanent preservation areas of Grande River (MG). **Floresta e Ambiente**, v.25, n.2, p.1-11, 2018.

OLIVEIRA, T. H.; GALVÍNCIO, J. D; SILVA, J. S.; SILVA, C. A.V.; SANTIAGO, M. M.; MENEZES, J. B.; SILVA, H. A.; PIMENTEL, R. M. M. Avaliação da Cobertura Vegetal e do Albedo da Bacia Hidrográfica do Rio Moxotó com Imagens do Satélite Landsat 5. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. 14. 2009. Natal - RN: **Anais [...]** Natal: SBSR, 2009.

OLIVEIRA, L.M.M.; MONTENEGRO, S.M.G.L.; SILVA, B.B.; MOURA, A.E.S.S.; GUSMÃO, A.C.V.E.L. & SALGUEIRO, J.H.P.B. 2013. Índices de vegetação por sensoriamento remoto na bacia hidrográfica do rio Tapacurá – PE. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS. 20. 2013. Bento Gonçalves – RS. **Anais [...]**Bento Gonçalves: SBRH, 2013.

PALMIERI, F.; LARACH, J.O.U. **Geomorfologia e meio ambiente**. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2006.

PEREIRA, L. F.; GUIMARÃES, R. M. F. Mapeamento multicategórico do uso/cobertura da terra em escalas detalhadas usando Semi-automatic Classification Plugin. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, v. 03, n. 04, p. 379-385. 2018.

PEREIRA, L.E.; AMORIM, G.; GRIGIO, A. M.; FILHO, A. C. P. Análise comparativa entre métodos de Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) em área úmida continental. **Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ**. V. 41, n. 2, p. 654-662. 2018.

PEREIRA, L. F.; GUIMARÃES, R. M. F. Mapeando usos/coberturas da terra com Semi-automatic Classification Plugin: quais dados, classificador e estratégia amostral? **Nativa**, v. 7, n. 1, p. 70-76, jan.-fev. 2019.

PMP. Prefeitura Municipal de Petrolina. Portal da Prefeitura Municipal de Petrolina. Disponível em: <http://petrolina.pe.gov.br/>. Acessado em: setembro de 2018.

PONZONI, F. J. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**: diagnosticando a mata atlântica. São José dos Campos: INPE, 2002.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: INPE, 2010.

QGIS. **Portal QGIS Brasil**. 2018. Disponível em: https://www.qgis.org/pt_BR/site/about/index.html#> Acessado em: Abril de 2018.

RIBEIRO, K. V.; ALBUQUERQUE, E. L. S. Caracterização do uso da terra no alto curso da bacia hidrográfica do Rio Poti (Ceará) através de técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 10, n° 03, p. 650-665, 2017.

RISSO, J.; RIZZI, R.; EPIPHANIO, R. D. V.; RUDORFF, B. F. T.; FORMAGGIO, A. R.; SHIMABUKURO, Y. E.; FERNANDES, S. L. Potencialidade dos índices de vegetação EVI e NDVI dos produtos MODIS na separabilidade espectral de áreas de soja. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. 14. 2009. Natal – RN. **Anais [...]** Natal: SBSR, 2009.

ROCHA, A. P. **Avaliação espaço-temporal da suscetibilidade a movimentos de massa utilizando produtos fotogramétricos e modelagem espacial multicritério na dinâmica de áreas de risco nas microrregiões do Jordão e Ibura, Recife, PE**. 2015. 141f. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologias da geoinformação) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife: 2015.

ROUSE, J. W., JR.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring Vegetation Systems In The Great Plains With ERTS. *In*: Proceedings Of The Third Earth Resources Technology Satellite – 1 Symposium, 3, Washington, D.C., 1973. ROY, D. P. et al. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. **Remote sensing of Environment**, v. 145, p. 154-172, 2014.

RUHOFF, A.L., SILVA, B.B., ROCHA, H.R. Determinação da irradiância solar no topo da atmosfera para cálculo do albedo e balanço de energia a partir de imagens LANDSAT 8 OLI. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. 17. 2015. João Pessoa – PB. **Anais [...]**. João Pessoa: SBSR, 2015.

SANTOS, J. E. O.; NICOLETE, D. A. P.; FILGUEIRAS, R.; LEDA, V. C.; ZIMBACK, C. R. L. Imagens do landsat- 8 no mapeamento de superfícies em área irrigada. **Irriga**. Edição Especial, IRRIGA & INOVAGRI, p. 30-36, 2015.

SILVA, B. B. DA., BRAGA, A. C., BRAGA, C.C. OLIVEIRA, L. M. M., MONTENEGRO, S. M. G. L., BARBOSA JUNIOR, B. Procedures for calculation of

the albedo with OLI-Landsat 8 images: application to the Brazilian semi-arid. In: **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v. 20, n. 1, p. 3-8, 2016.

SILVA, B. B.; LOPES, G. M.; AZEVEDO, P. V. de. Determinação do albedo de áreas irrigadas com base em imagens LANDSAT 5 – TM. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.13, p. 201-211, 2005.

SILVA, A.M.; SILVA, R.M.; SILVA, B.B. Determinação de Temperatura da Superfície e estimativa do Saldo de Radiação e Evapotranspiração usando Imagens Landsat e dados observados. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 6, n. 67, p. 1203-1216, 2015.

SILVA, L. A.; LEITE, M. R.; VELOSO, G. A. NDVI Como Indicador De Alterações nos Sistemas de Usos da Terra e no Albedo de Superfície no Município de Várzea Da Palma (Minas Gerais). **Revista GeoNordeste**, n. 2, p. 76-94, jul.-dez. 2017.

TAO, T.; CHOCAT, B.; LIU, S.; XIN, K. Uncertainty analysis of interpolation methods in rainfall spatial distribution. A case of small catchment in Lyon. **Journal Water Resource and Protection**, v. 1, n. 2, p. 136-144, 2009.

TUELLER, P. T. Remote sensing science applications in arid environments. **Remote Sens. Environment** v.23, p.143–154. 1987.

USGS. Landsat 8 (L8) Data Users Handbook, 2016, L8DS-1574, version 2.0. Sioux Falls, USA: USGS EROS. Disponível em <
<https://landsat.usgs.gov/sites/default/files/documents/Landsat8DataUsersHandbook.pdf>> Acesso em: 08 out. 2019.

USGS. United States Geologic Survey, 2019. Catálogo USGS. Disponível:
<https://earthexplorer.usgs.gov/> Acesso: 19 set. 2018.

VAREJÃO-SILVA, M. A. **Meteorologia e Climatologia**. Versão digital, 2. ed. Recife, 2006.

WOODWELL, G. M., HOBBIE, J. E., HOUGHTON, R. A., MELILLO, J. M., MOORE, B., PARK, A. B., PETERSON, B. J., SAVER, G. R. **The Role of Terrestrial Vegetation in the Global Carbon Cycle: Measurement by Remote Sensing**. New York: Wiley, 1984.

ZHONG, Q; LI, Y. H. Satellite observation of surface albedo over the Qinghai-Xizang plateau region. **Advances in Atmospheric Science**, v. 5, p. 57-65, 1988.