



UNIVERSIDADE FEDERAL DO OESTE DA BAHIA
CENTRO DAS CIÊNCIAS EXATAS E DAS TECNOLOGIAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

ANÁLISE DAS TEMPERATURAS DE SUPERFÍCIE E ÍNDICES DE VEGETAÇÃO
NA ÁREA URBANA DE BARREIRAS – BA ATRAVÉS DO SENSORIAMENTO
REMOTO

TIAGO EVANGELISTA DOS SANTOS

BARREIRAS – BA

2022

TIAGO EVANGELISTA DOS SANTOS

**ANÁLISE DAS TEMPERATURAS DE SUPERFÍCIE E ÍNDICES DE VEGETAÇÃO
NA ÁREA URBANA DE BARREIRAS – BA ATRAVÉS DO SENSORIAMENTO
REMOTO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Engenharia Civil
da Universidade Federal do Oeste da Bahia.
Como requisito parcial à obtenção do grau
de Engenheiro Civil.

Orientador: Prof. Dr. Elvis Bergue Mariz
Moreira

BARREIRAS – BA

2022

FICHA CATALOGRÁFICA

S194 Santos, Tiago Evangelista dos.

Análise das temperaturas de superfície e índices de vegetação na área urbana de Barreiras-BA através do Sensoriamento Remoto. / Tiago Evangelista dos Santos. – 2022.

53f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Elvis Bergue Mariz Moreira.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Civil) –. Universidade Federal do Oeste da Bahia. Centro das Ciências Exatas e das Tecnologias. Barreiras, BA, 2022.

1. Sensoriamento remoto - Tecnologia. 2. Índices de vegetação. 3. Área urbana. 4. Temperatura de superfície. I. Moreira, Elvis Bergue Mariz. II. Universidade Federal do Oeste da Bahia - Centro das Ciências Exatas e das Tecnologias. III. Título.

CDD 621.3678

Biblioteca Universitária de Barreiras - UFOB

TIAGO EVANGELISTA DOS SANTOS

**ANÁLISE DAS TEMPERATURAS DE SUPERFÍCIE E ÍNDICES DE VEGETAÇÃO
NA ÁREA URBANA DE BARREIRAS – BA ATRAVÉS DO SENSORIAMENTO
REMOTO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Engenharia Civil
da Universidade Federal do Oeste da Bahia.
Como requisito parcial à obtenção do grau
de Engenheiro Civil.

Orientador: Prof. Dr. Elvis Bergue Mariz
Moreira

Aprovado em 09 / 12 / 2022

Banca Examinadora

Prof. Dr. Elvis Bergue Mariz Moreira
Universidade Federal do Oeste da Bahia – UFOB

Prof. Dr. Valdeir Demetrio da Silva
Universidade Federal do Oeste da Bahia – UFOB

Prof. Dr. Henrique dos Santos Ferreira
Universidade Estadual do Piauí - UESPI

Dedico este trabalho à minha mãe, Verani (in memoriam), cujo empenho em me educar sempre veio em primeiro lugar. Aqui estão os resultados dos seus esforços.

Com muita gratidão!

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus pelo dom da vida, por ter me guiado até aqui e permitir a realização deste trabalho;

A minha família por todo o apoio em minhas escolhas, sempre positivo e motivando-me a seguir em frente;

A minha amada, Aiane, que esteve ao meu lado em todos os momentos vivenciados nesta jornada;

Ao meu orientador, Prof. Dr. Elvis Bergue Mariz Moreira, pelas sugestões, pelo conhecimento transmitido e pelo acompanhamento no desenvolvimento deste trabalho;

Aos membros da banca, Prof. Dr. Henrique e Prof. Dr. Valdeir, pela disponibilidade e pela contribuição para evolução deste trabalho;

A todas as amigadas e todos os professores que fizeram parte da minha formação acadêmica;

E a todos aqueles que contribuíram na condução e realização do presente trabalho.

RESUMO

A expansão urbana é um fenômeno global que tem como consequência o aumento da taxa de urbanização nas cidades e que precisa ser entendido. Para tal, o Sensoriamento Remoto atua como ferramenta para obtenção dos índices de vegetação (NDVI, SAVI e IAF), temperatura de superfície (TS) e uso do solo. A pesquisa objetivou analisar a dinâmica espaço temporal das temperaturas de superfície e dos índices de vegetação na área urbana de Barreiras-BA nos anos de 2006, 2011, 2016 e 2021. Foram utilizadas imagens dos satélites Landsat 5 TM e Landsat 8 OLI/TIR, obtidas gratuitamente no site do USGS (Serviço Geológico dos Estados Unidos), e processadas no *software* QGIS. Inicialmente elaborou-se os mapas de uso do solo para ambos os anos, discriminando cinco classes de uso, a saber: corpos hídricos, vegetação, solo exposto, urbanização e vegetação campestre. Os resultados indicaram um aumento de cerca 34,71% na extensão das áreas urbanizadas no período estudado, juntamente com a diminuição da vegetação densa para os três primeiros anos, além do aumento das áreas de solo exposto. Os índices de vegetação apresentam resultados relacionados ao uso e ocupação do solo, sendo que o NDVI apresentou maior parte dos percentuais no intervalo 0,41% - 0,55%, o SAVI no intervalo 0,36% - 0,50% e o IAF no intervalo > 0,86. Já para as temperaturas de superfície, o ano de 2016 apresentou os maiores valores, média de 30,70°C, com desvio padrão de 2,33%.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto, índices de vegetação, área urbana, temperatura de superfície.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Relação de temperaturas e áreas construídas.	18
Figura 2 - Aquisição de dados através do sensoriamento remoto.....	19
Figura 3 - Localização do perímetro urbano de Barreiras/BA.	26
Figura 4 - Série histórica de precipitação (mm/mês) e nebulosidade em Barreiras/BA (1991- 2020).	27
Figura 5 - Fluxograma das etapas do estudo.....	28
Figura 6 - Imagens do Landsat 5/TM selecionadas com as datas de 2006 e 2011, respectivamente.	29
Figura 7 - Imagens do Landsat 8/OLI selecionadas com as datas de 2016 e 2021, respectivamente.	30
Figura 8 - Carta temática do Uso e Ocupação do Solo	35
Figura 9 - Valores médios e desvio padrão do NDVI	37
Figura 10 - Carta temática do NDVI para as datas em análise	38
Figura 11 - Valores médios e desvio padrão do SAVI.....	39
Figura 12 - Carta temática do SAVI para as datas em análise.....	40
Figura 13 - Valores médios e desvio padrão do IAF	41
Figura 14 - Carta temática do IAF para as datas em análise	43
Figura 15 - Valores médios e desvio padrão da TS	44
Figura 16 - Carta temática da TS para as datas em análise	45

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Bandas e comprimentos de onda correspondentes ao TM/Landsat 5, coeficientes de calibração mínimo – a e máximo – b, irradiância solar espectral no topo da atmosfera (K)	30
Tabela 2 - Bandas termais e coeficientes de calibração dos satélites Landsat 8 e Landsat 5	34
Tabela 3 - Classes de uso e ocupação do solo na área urbana.	36
Tabela 4 - Percentual de classes de NDVI para as cenas em análise.....	38
Tabela 5 - Percentual de classes de SAVI para as cenas em análise.	41
Tabela 6 - Percentual de classes de IAF para as cenas em análise.....	43
Tabela 7 - Percentual de classes de TS para as cenas em análise.....	45

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Dados das imagens selecionadas.....	28
---	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BA	Bahia
IAF	Índice de Área Foliar
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
LANDSAT	Land Remote Sensing Satellite
ND	Número Digital
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
OLI	Operational Land Imager
SAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Efeito do Solo
SR	Sensoriamento Remoto
SIRGAS	Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas
TS	Temperatura de Superfície
TIRS	Termal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
USGS	United States Geological Survey
UTM	Universal Transversa de Mercator

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	14
2.	OBJETIVOS.....	15
2.1	Objetivo Geral.....	15
2.2	Objetivos Específicos.....	15
3.	REVISÃO DE LITERATURA.....	16
3.1	Expansão Urbana.....	16
3.2	Temperaturas em áreas urbanas.....	17
3.3	Sensoriamento Remoto.....	18
3.3.1	Sistemas Sensores.....	19
3.3.2	Série Landsat.....	20
3.3.3	Landsat 5.....	21
3.3.4	Landsat 8.....	21
3.4	Índices de Vegetação.....	22
3.4.1	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).....	23
3.4.2	Índice de Vegetação Ajustado ao Efeito do Solo (SAVI).....	24
3.4.3	Índice de Área Foliar (IAF).....	24
3.5	Temperatura de Superfície (TS).....	25
4	MATERIAIS E MÉTODOS.....	26
4.1	Caracterização da Área de Estudo.....	26
4.2	Obtenção e preparo das imagens de satélite.....	28
4.3	Conversão dos níveis de cinza em radiância (Calibração radiométrica).....	30
4.4	Reflectância espectral.....	31
4.5	Cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).....	32
4.6	Cálculo do Índice de Vegetação Ajustado ao Efeito do Solo (SAVI).....	33
4.7	Cálculo do Índice de Área Foliar (IAF).....	33
4.8	Cálculo da Temperatura de Superfície (TS).....	33
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	35
5.1	Classificação supervisionada do uso e ocupação do solo.....	35
5.2	Índices de vegetação.....	36
5.2.1	NDVI.....	36
5.2.2	SAVI.....	39
5.2.3	IAF.....	41
5.3	Temperatura de Superfície.....	43
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	46
7	REFERÊNCIAS.....	47

1. INTRODUÇÃO

O processo de desenvolvimento urbano da região do Oeste Baiano foi inicialmente impulsionado entre o final da década de 1970 e início da década de 1980. De acordo com Reis (2014), a implantação do projeto de modernização da agricultura na Bahia possibilitou uma acelerada atividade de expansão e ocupação das terras que até então eram denominadas como devolutas, passando a ser áreas produtivas no cenário econômico nacional. Atualmente, são espaços altamente valorizados e de elevada especialização de produção voltada à exportação.

Diante disso, as conversões de áreas naturais para as de uso urbano no município de Barreiras - BA, localizado no extremo oeste da Bahia, dentro da Bacia do Rio Grande, acontecem de forma intensa e acelerada ao decorrer dos anos. Como consequência, ocorrem mudanças no balanço do fluxo energético superficial que, segundo Gomes *et al.* (2013), é responsável pela caracterização das trocas de energia que determinam os regimes térmicos, do solo, da vegetação e do ar. Além disso, segundo Pereira *et al.* (2012), tais alterações no revestimento das superfícies do solo implicam em uma nova busca pelo equilíbrio da distribuição dos componentes do balanço de radiação, ocasionando a elevação dos níveis de temperatura superficial.

Teles (2013) afirma que as superfícies e a geometria urbanas provocam grandes modificações nas características climáticas. Neste mesmo contexto, segundo Shishegar (2013) o microclima das áreas urbanas é influenciado severamente por diversos parâmetros, tais como forma, geometria e densidade urbana, índice de vegetação, níveis d'água e as propriedades da superfície. Para tanto, as ferramentas de Sensoriamento Remoto (SR) têm sido amplamente utilizadas para a aquisição desses dados, pois possibilitam o monitoramento deste parâmetro de forma remota e com um menor custo de operação (LIU, 2015).

Dito isto, a utilização dos índices NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada), SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo), IAF (Índice de área Foliar) e, por fim, a TS (Temperatura de Superfície) tem adquirido espaço no estudo dos diferentes ecossistemas e manejos de grandes áreas, sendo instrumentos para a obtenção de características de uma área em escala regional, uma vez que possibilitam respostas espectrais de distintos usos sobre áreas de superfície

heterogênea. Com isso, é possível diagnosticar as alterações ocorridas na paisagem ambiental (LOPES *et al.*, 2010; CUNHA *et al.*, 2012; BEZERRA *et al.*, 2014).

Diante do exposto, o processo de expansão da malha urbana faz com que sejam necessários estudos específicos sobre as características da área em questão, objetivando identificar os impactos dessa dinâmica nos índices de vegetação e na temperatura de superfície.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Analisar a dinâmica espaço temporal das temperaturas de superfície e dos índices de vegetação na área urbana de Barreiras-BA.

2.2 Objetivos Específicos

- a) Estimar os índices de vegetação: NDVI, SAVI e IAF;
- b) Estimar as temperaturas de superfície (TS);
- c) Avaliar temporalmente as alterações nas temperaturas de superfície e verificar relação com as mudanças no uso e ocupação do solo.

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1 Expansão Urbana

A urbanização é um processo pertinente da história do ser humano. Inicialmente tal processo ocorria em pequena escala, como forma de proteção ao ambiente externo e recentemente tornou-se cada vez mais necessária, uma vez que as atividades do homem se tornaram mais suscetíveis às adversidades da natureza, como chuvas intensas e secas prolongadas (KEGLER *et. al*, 2017).

De acordo com os dados do Censo Demográfico disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística no ano de 2010 (IBGE, 2010), é possível notar uma migração contínua das populações que habitam as áreas rurais para as zonas urbanas no Brasil. Para corroborar tal informação, de acordo com os dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) do ano de 2015, realizada por este mesmo instituto, a maior parte da população brasileira, 84,72%, vive em ambientes urbanos, enquanto os outros 15,28% dos brasileiros vivem em áreas rurais (IBGE, 2015).

No município de Barreiras esse índice é ainda maior, chegando a aproximadamente 90% da população residindo na área urbana (IBGE, 2010). Conforme expresso por Andrade *et. al* (2016), o procedimento de migração populacional para áreas urbanas resulta no adensamento das construções, diminuição das áreas verdes e maior concentração de poluentes e geradores de calor.

Nesse sentido, Moreira (2009) destaca que a disponibilidade de informações concernentes aos aspectos climáticos de determinado local é de elevada importância, haja vista que o clima é um fator determinante na vida de um indivíduo, e sendo por este modificado, deveria ser considerado nos estudos relacionados ao planejamento urbano das cidades.

Além disso, é notório que, à medida que o ser humano impõe pressões econômicas no solo através da implantação de materiais e equipamentos, além do adensamento populacional, contribui diretamente para a modificação do espaço natural (Moreira, 2009).

3.2 Temperaturas em áreas urbanas

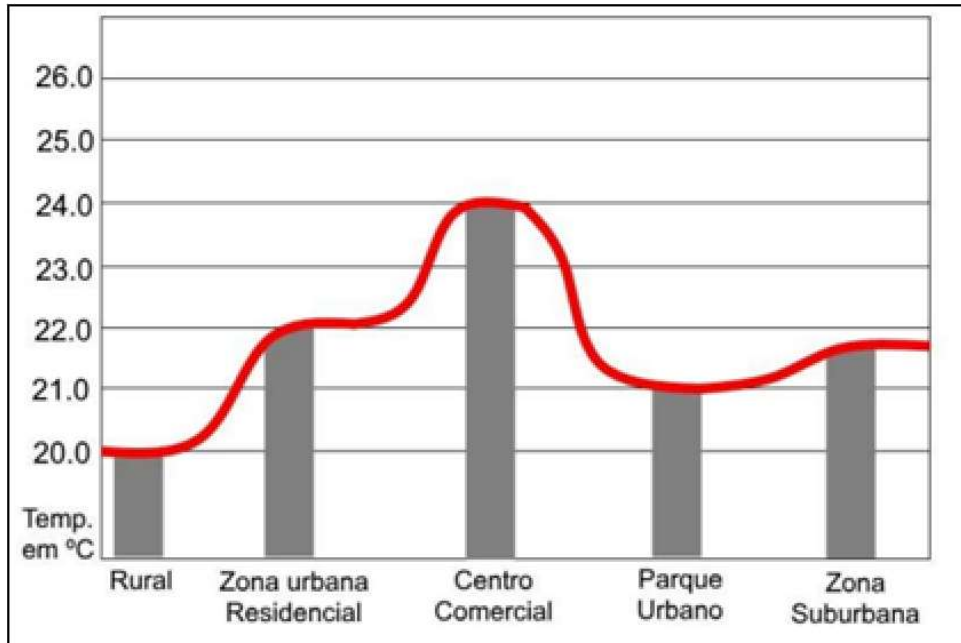
A expansão urbana implica diretamente em alterações físicas do ambiente, sendo a mais evidente, a remoção da camada vegetação natural e a sua substituição por superfícies artificiais, como metal, asfalto e estruturas de concreto. Além da alta capacidade de absorção de energia dos materiais citados, tem-se a perda dos benefícios da evapotranspiração das plantas, acarretando no aumento da quantidade de calor sensível disponível na atmosfera urbana. Por conseguinte, ocorre uma alteração no balanço energético do sistema superfície-atmosfera, possibilitando a formação de um chamado "clima urbano" (BARBOSA e VECCHIA, 2009).

Em comparação com áreas rurais, esse clima apresenta um contraste na radiação de superfície e temperatura do ar, tornando as cidades mais quentes que as áreas rurais de entorno. A diferença de temperatura entre esses dois ambientes é conhecida como o efeito da ilha de calor urbana (WENG, 2003). O primeiro documento que tratava de calor urbano data do início dos anos 1800 e foi identificada na cidade de Londres em um estudo realizado por Luke Howard (GARTLAND, 2010). O estudo em questão detectou um "excesso de calor artificial" na cidade de Londres quando comparado ao campo que a cercava.

Para o Brasil, o estudo pioneiro do calor em centros urbanos deu-se por Lombardo (1985), no município de São Paulo. Nesta ocasião, a autora fez o acompanhamento das variações de temperatura ao longo do dia em diversos pontos da cidade. De mesmo modo que Lombardo (1985), Hasenack (1989) estudou as alterações de temperatura no centro urbano de Porto Alegre, estado do Rio Grande do Sul, com o objetivo de aprofundar os conhecimentos a respeito do clima local.

A Figura 1 exemplifica a diferença de temperatura encontrada por Rosa e Silva (2017) na cidade de Holambra, no estado de São Paulo, na qual vê-se uma variação de até 4°C, conforme o grau de urbanização.

Figura 1 - Relação de temperaturas e áreas construídas.



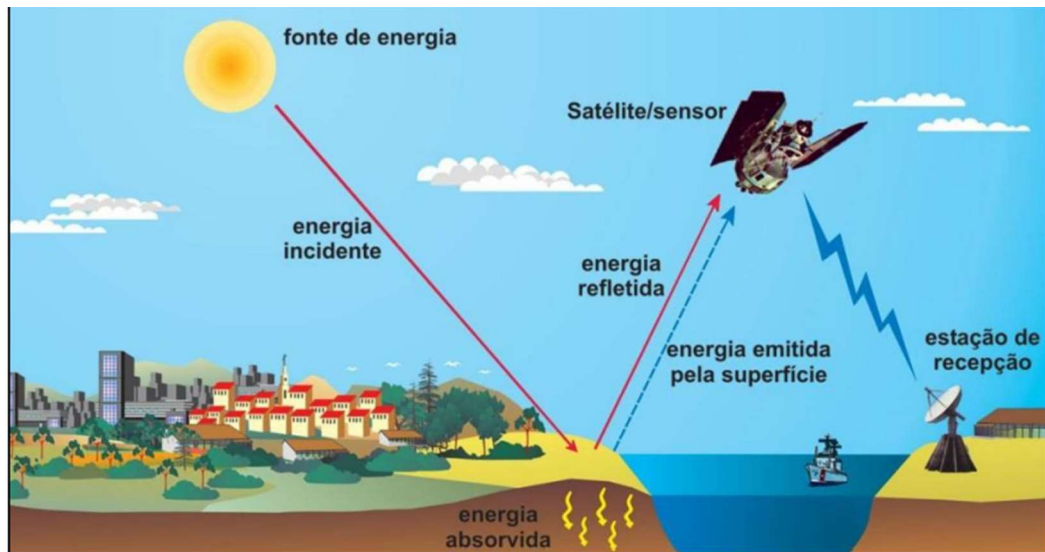
Fonte: ROSA E SILVA (2017).

3.3 Sensoriamento Remoto

O Sensoriamento Remoto abrange um conjunto de ferramentas utilizadas na identificação e no mapeamento de alvos na superfície terrestre por meio da captação da Energia Eletromagnética emitida ou refletida. Além disso, no SR as atividades abrangem a coleta, processamento e análise de dados, permitindo que a aquisição das informações, a realização de estudos e a tomada de decisão seja mais rápida e efetiva (FLORENZANO; MORAES, 2002; NOVO, 2010). A Figura 2 ilustra o processo de aquisição dos dados.

Os alvos, que são os objetos terrestres, apresentam comportamentos distintos quando são expostos a uma mesma radiação eletromagnética. Esses comportamentos variam conforme as características bio-físico-químicas de cada alvo (FLORENZANO, 2002). Com isso, é possível identificar os diversos elementos nas imagens provenientes dos sensores.

Figura 2 - Aquisição de dados através do sensoriamento remoto.



Fonte: FLORENZANO (2002).

Conforme Souza *et al.* (2016), a utilização do sensoriamento remoto tem gerado resultados satisfatórios, consistentes e importantes para o monitoramento e gerenciamento de recursos naturais, sobretudo quando aplicada em área urbana. Além disso, o uso dos dados tem sido feito principalmente na avaliação das variações da temperatura dentro das cidades e sua correlação com as características da superfície das mesmas, além de estimativas dos fluxos de calor ocorrendo nesses ambientes (SANTOS, 2011).

3.3.1 Sistemas Sensores

Os sensores remotos são mecanismos que têm a capacidade de detectar, em determinadas faixas do espectro eletromagnético, a energia oriunda de um objeto e transformá-la em um sinal elétrico e registrá-la. Após o armazenamento ou a transmissão em tempo real, esse registro é convertido em informações que descrevem as feições dos objetos que compõem a superfície terrestre, onde suas variações de energia eletromagnética da área observada podem ser coletadas por sistemas sensores imageadores ou não-imageadores (MORAES, 2002).

Os sistemas imageadores fornecem como produto uma imagem da região observada, como por exemplo, as câmeras fotográficas. Por outro lado, os sistemas

não-imageadores, também denominados radiômetros ou espectralradiômetros, apresentam o resultado em forma de dígitos ou gráficos, sendo classificados como sensores passivos e ativos (FLORENZANO, 2011).

Por sua vez, os sensores ativos são aqueles que não dependem de uma fonte de radiação externa (solar) refletida ou emitida pelos objetos da superfície para poder operar. Por outro lado, os sensores passivos necessitam desta radiação pois não têm fonte própria de energia eletromagnética (IBGE, 2001; NOVO, 2010).

A capacidade de um sensor em obter medidas detalhadas da energia eletromagnética define o seu grau de qualidade, e está relacionada com a resolução espacial, espectral, radiométrica e temporal (GUEDES e SILVA, 2018; JENSEN, 2009).

A resolução espacial está relacionada à capacidade do sensor em distinguir os objetos. Por sua vez, a resolução espectral é a medida da largura das faixas espectrais e está relacionada com a capacidade que o sensor possui em distinguir os níveis de intensidade do sinal que retorna dos alvos. Já a resolução radiométrica refere-se à maior ou menor desenvoltura do sistema sensor em detectar diferenças na energia refletida e/ou emitida pelos elementos que compõe a cena. Essa diferenciação de um alvo do outro está associada ao número de dígitos binários (bits) necessários para armazenar o valor máximo de cada pixel. Por fim, a resolução temporal do sensor está relacionada com a frequência de passagem do sensor no mesmo ponto em um determinado intervalo de tempo, sendo fundamental para acompanhar ou detectar as mudanças que ocorrem na área urbana (MORAES, 2002; FLORENZANO, 2011; MOREIRA, 2009).

3.3.2 Série Landsat

Para Collishonn (2012) a exploração dos dados de satélite nos estudos do clima permite que sejam elaborados documentos que retratem, com maior resolução, a distribuição espacial de alguns elementos e fatores do clima.

Nesse sentido, com o objetivo de mapear os recursos naturais ao redor do globo terrestre, foi lançado pela NASA (National Aeronautics and Space Administration) o programa espacial Landsat. Seu primeiro satélite foi o Earth

Resources Technology Satellite (ERTS – 1) lançado no ano de 1972, mais tarde renomeado como Landsat 1, com dois sensores acoplados que totalizavam 7 bandas. Posteriormente foram colocados em órbita o Landsat 2, Landsat 3 e Landsat 4 nos anos de 1975, 1978 e 1982, respectivamente. Em seguida, o Landsat 5 em 1984 e o Landsat 7 em 1999 foram lançados (Zhou *et al.*, 2016, Knox *et al.*, 2017). Em 2013 entrou em operação o satélite Landsat 8 (Vermote *et al.*, 2016). Por fim, em 27 de Setembro de 2021 foi lançado o Landsat 9 (USGS, 2022).

3.3.3 Landsat 5

O satélite Landsat 5 possui uma resolução espacial de 30 metros em 6 das suas 7 bandas (ou seja, cada um dos "pixeis" da imagem corresponde a uma área no terreno de 900 m²) com exceção de sua banda espectral 6 que possui uma resolução espacial de 120 metros (cada "pixel" representa 14.400 m²) e apresenta sensibilidade aos fenômenos relativos aos contrastes térmicos, servindo para detectar propriedades termais de rochas, solos, vegetação e água. Cada banda representa uma faixa do espectro eletromagnético captada pelo satélite, e uma imagem inteira do satélite representa no solo uma área de abrangência de 185 x 185 km (INPE, 2018).

As imagens termais do satélite Landsat 5 são de grande importância para a detecção e análise das alterações ambientais, e foram empregadas por diversos autores, dentre eles Araújo (2006), na estimativa de temperatura em Maceió, e por Moreira (2007), na análise da distribuição espacial das temperaturas na área urbana da cidade do Recife – PE.

3.3.4 Landsat 8

Segundo dados da United States Geological Survey (USGS), o Landsat 8, que orbita a Terra a uma altitude de 705 km e tem um ciclo de repetição de 16 dias assim como o Landsat 5, carrega a bordo dois sensores, OLI e TIRS, sendo que o sensor Operational Land Imager (OLI) comporta nove bandas espectrais com resolução multiespectral de 30 metros e pancromática de 15 metros, e o sensor

Thermal Infrared Sensor (TIRS) possui duas bandas térmicas com resolução de 100 metros (isto é, cada "pixel" representa 10.000 m²) que medem a temperatura da superfície terrestre em duas bandas térmicas com uma nova tecnologia que aplica física quântica para detectar calor.

Assim como para o Landsat 5, as imagens oriundas dos sensores do Landsat 8 são instrumentos fundamentais no estudo das temperaturas de superfície. Como exemplo disto, Magrin (2019) faz o uso ao realizar a análise temporal das TS na área urbana de Caxias do Sul – RS. Em seu estudo, Luz (2019) utiliza as imagens do satélite para mapear a TS do perímetro urbano de Palmas – TO, estado que faz divisa com o Oeste Baiano, onde está localizado o município de Barreiras – BA.

3.4 Índices de Vegetação

Os índices de vegetação podem ser obtidos através de combinações matemáticas de reflectância em várias faixas espectrais da radiação eletromagnética, principalmente das bandas do vermelho e infravermelho próximo, que guardam certa relação com a quantidade e estado da vegetação em uma dada área da superfície terrestre (HUETE e JUSTICE, 1999).

Em seu estudo, Cunha et al. (2012, p.543) reforça que “os índices de vegetação ressaltam, dentre outras coisas, o comportamento espectral da vegetação em relação ao solo e a outros alvos da superfície terrestre”.

Nesse contexto, a utilização destes índices em imagens provenientes de satélites possibilita a avaliação e o monitoramento das condições da vegetação ao longo do tempo (RIBEIRO et al., 2016).

Dito isto, as aplicações dos índices de vegetação no monitoramento e na discriminação de usos do solo na superfície são fundamentais no conhecimento dos fenômenos físicos que expliquem as interações entre radiação eletromagnética, atmosfera, e cobertura da vegetação e superfície do solo (LIU, 2015).

Conforme Ponzoni (2001), em determinado produto de Sensoriamento Remoto a aparência da cobertura vegetal é fruto de um processo complexo que envolve muitos parâmetros e fatores ambientais. Ou seja, o que é efetivamente

medido por um sensor remotamente situado, oriundo de determinada vegetação, não pode ser explicado somente pelas características intrínsecas dessa vegetação, haja vista que há a interferência de vários outros parâmetros e fatores tais como a fonte de radiação, o espalhamento atmosférico, os teores de umidade, a interferência da reflectância do solo, sombra, entre outros.

Nesse sentido, Rosendo e Rosa (2005) afirmam que nas áreas de vegetação nativa os valores de índices de vegetação podem sofrer grandes alterações a depender do período estacional e anual, haja vista que as mudanças estacionais em determinadas regiões são muito marcantes, uma vez que a disponibilidade hídrica é o principal elemento condicionante e indicativo do estresse causado pelas ações antrópicas em escala regional na superfície terrestre.

Na literatura são encontrados diversos índices de vegetação, sendo os mais utilizados o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), índice de vegetação ajustado ao efeito do solo (SAVI) e o índice de área foliar (IAF). Estes índices baseiam-se nas combinações das refletâncias do visível e do infravermelho próximo (ROUSE et al. 1973) e são de grande importância no monitoramento das áreas verdes, que por sua vez são ferramentas essenciais do desenho urbano, atuando no controle e na prevenção das consequências adversas do clima nas cidades (LOMBARDO, 1985).

3.4.1 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

O NDVI é um indicador da quantidade e da condição da vegetação verde, sendo expresso como a diferença entre a banda do infravermelho próximo e do vermelho, normalizada pela soma dessas bandas. Este índice possui a propriedade de variar entre -1 a +1 (quanto mais próximo de 1, significa uma vegetação mais saudável), sendo que o 0 representa valor aproximado para ausência de vegetação, ou seja, representa superfícies não vegetadas (ALLEN et al., 2002; LIU, 2015).

Segundo Ponzoni e Shimabukuro (2009), o NDVI é utilizado para construir perfis sazonais e temporais das vegetações, permitindo comparações entre dois ou mais anos desses perfis em determinada área de estudo. Além disso, este índice vem sendo amplamente utilizado na atualidade, sendo explorado em diferentes abordagens, em estudos climáticos. Porém, apesar do relativo sucesso de sua

aplicação em estudos da vegetação, sua interpretação deve levar em conta vários fatores limitantes, como por exemplo, pontos de saturação que se manifestam de forma diferenciada nas faixas espectrais do vermelho e do infravermelho próximo, interferência atmosférica, posicionamento do centro e largura de cada banda que varia entre os sensores remotos.

3.4.2 Índice de Vegetação Ajustado ao Efeito do Solo (SAVI)

O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) foi apresentado por Huete (1988) e surge a partir da percepção sobre influências consideráveis do solo no espectro da radiação proveniente de dosséis vegetais esparsos.

Assim, o índice possui a propriedade de minimizar os efeitos do solo de fundo no sinal da vegetação ao incorporar uma constante de ajuste de solo. Essa constante, denominada fator L, varia com a característica da reflectância do solo (calor e brilho). Para vegetação muito baixa, é sugerido utilizar o fator $L = 1.0$, para vegetação intermediária $L = 0.5$, para altas densidades $L = 0.25$ (ROSENDO, 2005). Ou seja, o índice pode variar de acordo com o grau de densidade do dossel presente na área de estudo (BRAZ et al., 2015).

3.4.3 Índice de Área Foliar (IAF)

As medidas dos índices de vegetação podem direcionar para relações diretas com o valor da biomassa, área foliar e cobertura vegetal sobre o solo da área na qual foram aplicadas as técnicas por processamento digital das imagens de satélites (ANTUNES; ASSAD; BATISTA, 1993).

Nesse sentido, o índice de área foliar representa a capacidade que a planta tem em explorar o espaço disponível, sendo a razão entre a superfície total das folhas de vegetais em relação à superfície total do terreno (Art, 2001).

Para Moreira (2009), o IAF é um indicador de biomassa de cada pixel da imagem de satélite, sendo o seu valor numérico definido pela razão entre a área foliar de toda a vegetação por unidade de área utilizada por essa vegetação.

Em seus estudos para determinada área do estado do Mato Grosso, Braz et al. (2015) obtêm resultados generalizados para o IAF, o que faz acreditar que existe uma grande necessidade de validação de seus resultados, levando em consideração principalmente o local e a dinâmica vegetacional das espécies.

3.5 Temperatura de Superfície (TS)

A TS é obtida levando em consideração que o calor interno de um alvo é convertido em energia radiante (Jensen, 2009). Para reforçar esta ideia, Pires (2015) afirma que a temperatura de superfície diz respeito ao fluxo de calor dado em função da energia que chega e sai do alvo. Para o autor, este processo é de suma importância para entender a relação entre a superfície da terra e a atmosfera.

Nesse contexto, Moreira (2009) afirma que nas regiões centrais das cidades as temperaturas são mais quentes e a periferia registra menor valor. Segundo o autor, isso decorre devido ao grande movimento de automóveis, indústrias e as residências, que projetam poluentes e aumentam assim a temperatura do local. Além disso, ressalta que os materiais usados nas edificações e na pavimentação das ruas absorvem rapidamente o calor cuja dispersão é dificultada pela poluição.

Dito isto, a TS entra como um fator relevante no monitoramento das condições de vegetação, variabilidade bioclimática e nos usos de modelos de previsões climáticas em escala global e regional, havendo a possibilidade de ser utilizada no planejamento do clima urbano relacionado ao conforto térmico (MOREIRA, 2009).

Sendo a TS um dado importante para os estudos de climatologia urbana, Pires (2015) ressalta a importância dos sensores termais para obtenção destes, haja vista que uma das maneiras de se obter a temperatura da superfície terrestre é através de imagens destes sensores a bordo de satélites, pois além de favorecer informações em diferentes escalas e tempo, esses permitem a transformação de dados do infravermelho termal (temperatura radiante) em temperaturas aparentes da superfície.

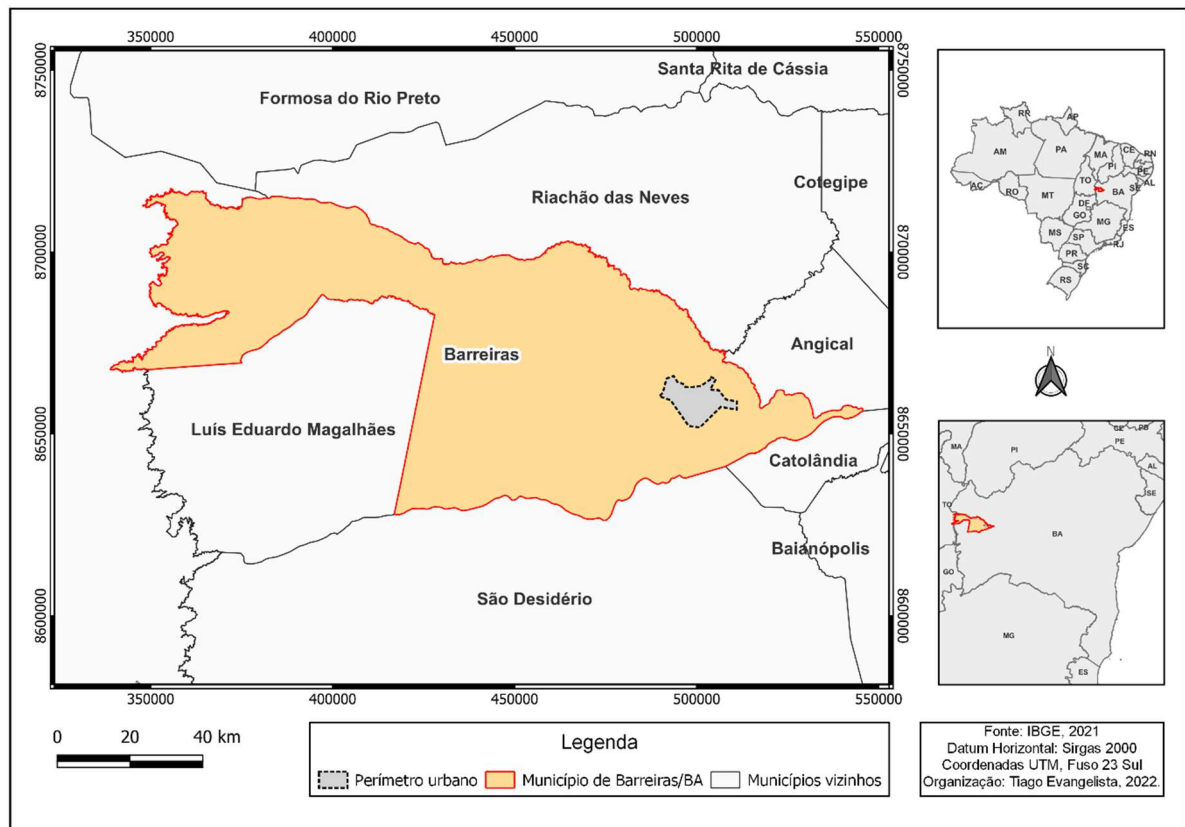
No entanto, as informações geradas pelos sensores que operam em determinadas áreas só podem ser utilizadas após passarem pela correção dos efeitos atmosféricos e da superfície (COSTA et al., 2010).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Caracterização da Área de Estudo

O município de Barreiras está inserido na porção oeste do Estado da Bahia, totalizando uma área de aproximadamente 8.051,274 km² (IBGE, 2021), como mostra a Figura 03. O Censo Demográfico realizado no ano de 2010 pelo IBGE, mostra que a população de Barreiras no ano supracitado era de 137.427 habitantes, sendo que desse total, aproximadamente 90,0% (123.684 habitantes) da população residia em área considerada urbana. Além disso, a densidade demográfica era de 17,49 hab/km² (IBGE, 2010). Ainda segundo o IBGE, a população estimada para o ano de 2021 era de 158.432 habitantes no município em questão (IBGE, 2021).

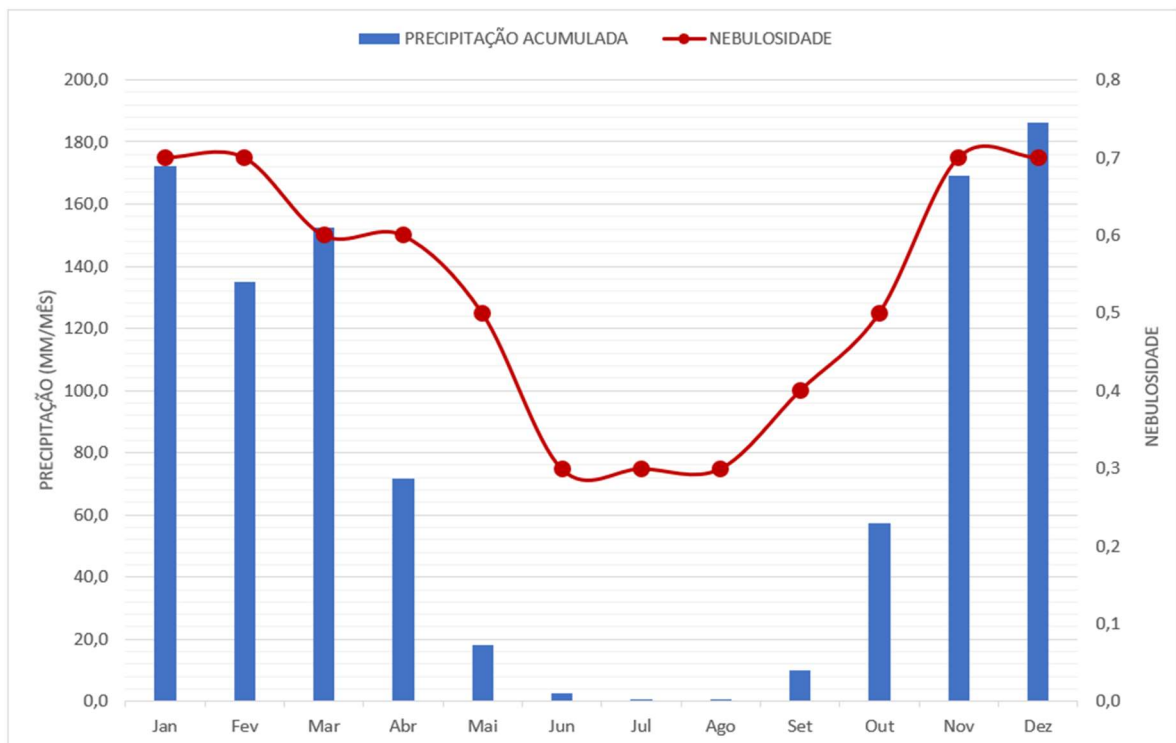
Figura 3 - Localização do perímetro urbano de Barreiras/BA.



A área urbana de Barreiras passou por diversas alterações no decorrer dos anos. A última delimitação do perímetro urbano municipal foi realizada em 2019 pela Prefeitura Municipal de Barreiras, através da Lei nº 1.427, a qual foi utilizada como base para elaboração do mapa da Figura 3. Em 2010, cerca de 53,2% das vias públicas contava com arborização (IBGE, 2010). O clima característico do município é caracterizado como tropical, com verão chuvoso e inverno seco (SOUSA *et al.*, 2011).

Os dados da Figura 4 representam a distribuição da chuva e de nebulosidade ao longo de uma série climatológica com levantamento histórico de 30 anos (1991 a 2020). Através dela é possível identificar as épocas de chuva e estiagem e, além disso, os meses que apresentam maiores ou menores percentuais de nebulosidade. Os meses de julho, junho e agosto são os mais secos, com precipitações que não chegam a 3mm, sendo dezembro, o mês de maior precipitação, apresentando uma média de 186,2mm. Os três primeiros meses supracitados apresentam os menores índices de nebulosidade entre os demais, com valores inferiores a 40%. Já os que apresentam maior nebulosidade são os meses de janeiro, fevereiro, novembro e dezembro, com valores acima de 60% (Instituto Nacional de Meteorologia – INMET).

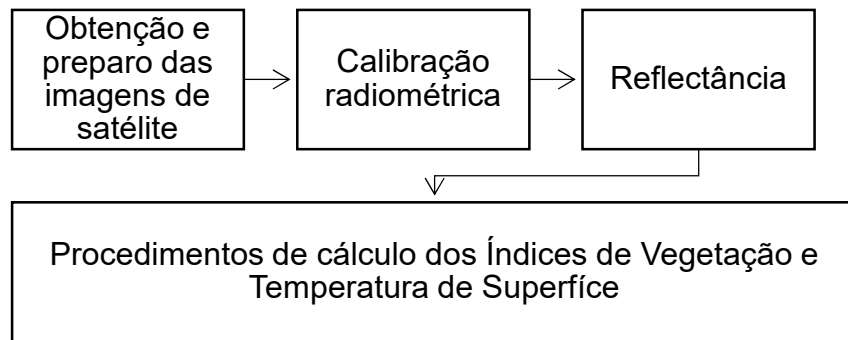
Figura 4 - Série histórica de precipitação (mm/mês) e nebulosidade em Barreiras/BA (1991- 2020).



Fonte: Adaptado de INMET (2022).

Para atender o objetivo definido nessa pesquisa, que visa realizar uma análise multitemporal dos índices de vegetação e temperatura de superfície no município de Barreiras – BA, foram necessárias quatro etapas, como mostra o esquema da Figura 5.

Figura 5 - Fluxograma das etapas do estudo.



Fonte: Autor (2022).

4.2 Obtenção e preparo das imagens de satélite

Inicialmente as imagens foram adquiridas gratuitamente por meio do site eletrônico do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS). Foram obtidas, no total, quatro cenas em uma faixa temporal delimitada entre os anos de 2006 e 2021, totalizando um período de 16 anos.

Para o estudo, foi feita a seleção das imagens referentes ao perímetro urbano do município de Barreiras/BA considerando como critério um baixo percentual de cobertura de nuvens afim de garantir que a área de estudo não apresentasse condições desfavoráveis, sendo que essas apontam valores discrepantes em relação aos valores reais obtidos da superfície. Desse modo, os dados da Figura 4 foram utilizados como critério de seleção, já que através dela é possível realizar a identificação dos meses que apresentam menor nebulosidade. O Quadro 1 mostra o sensor/satélite, a órbita e o período das imagens utilizadas para o processamento.

Quadro 1 - Dados das imagens selecionadas.

Satélite/Sensor	Órbita/Ponto	Data e hora de passagem
Landsat 5 - TM	220/068	17/06/2006 - 12:59:57h
		02/08/2011 - 12:56:16h
Landsat 8 - OLI/TIR		14/07/2016 - 13:07:17h
10/06/2021 - 13:07:09h		

Fonte: Autor (2022).

Figura 6 - Imagens do Landsat 5/TM selecionadas com as datas de 2006 e 2011, respectivamente.

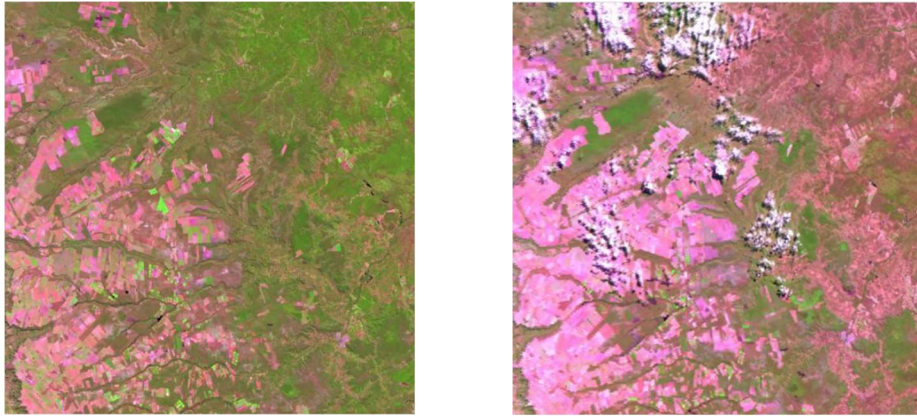
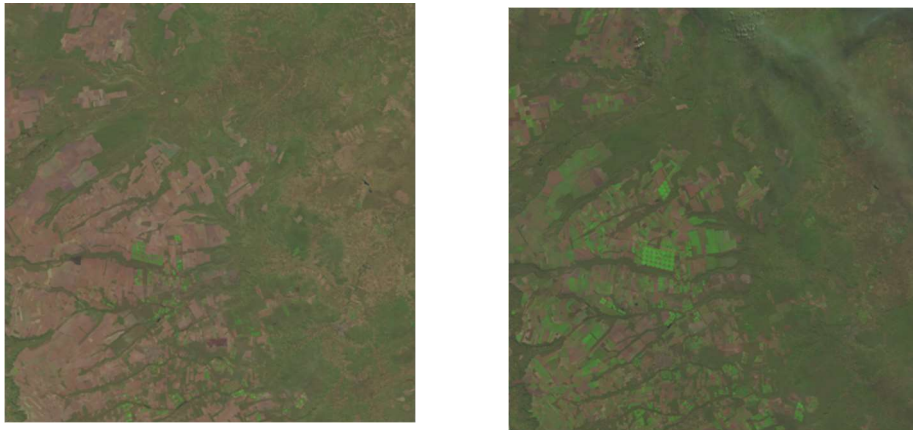


Figura 7 - Imagens do Landsat 8/OLI selecionadas com as datas de 2016 e 2021, respectivamente.



Fonte: (USGS, 2022).

Após a seleção das imagens foi dado início ao Processamento Digital de Imagens (PDI) através do *software* QGIS 3.22. Nas imagens do Landsat 5/TM foram feitas as reprojeções, corrigindo-as geometricamente e orientando-as para correto fuso. O sistema de coordenadas original foi convertido para o sistema UTM (Universal Transversa de Mercator), Datum SIRGAS 2000, fuso 23 Sul.

Em seguida, as imagens Landsat 5 e Landsat 8 foram submetidas ao processo de recorte, a fim de reduzir a área de processamento e abranger o perímetro urbano do município de estudo. Após a calibração radiométrica e o cálculo da reflectância espectral houve o processamento das imagens para obtenção final dos parâmetros biofísicos NDVI, SAVI, IAF e TS.

4.3 Conversão dos níveis de cinza em radiância (Calibração radiométrica)

As informações no formato de números digitais, também chamados de níveis de cinza, caracterizam e guardam as informações das imagens de satélite. Assim, a primeira etapa consiste na transformação dos valores ND (números digitais) em valores de radiância espectral monocromática, L_{λ} , que, conforme Moreira (2014), representa a energia solar refletida por cada pixel por unidade de área, de tempo, de ângulo sólido, medida a nível do satélite Landsat para todas as bandas do espectro eletromagnético, com exceção para a banda termal que, por sua vez, essa radiância representa a energia emitida por cada pixel.

A radiância espectral é dada pela equação de Markham e Baker (1987), para o Landsat 5/TM:

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

Onde:

$L_{\lambda i}$ = radiância espectral monocromática para cada banda;

a_i , b_i = coeficientes de calibração para cada banda, conforme Tabela 1;

ND = valor de intensidade de cada pixel, que varia de 0 a 255.

Tabela 1 - Bandas e comprimentos de onda correspondentes ao TM/Landsat 5, coeficientes de calibração mínimo – a e máximo – b, irradiância solar espectral no topo da atmosfera (K)

Descrição da banda	Comprimento de onda (μm)	Coef. de calibração ($W m^2 sr^{-1} \mu m^{-1}$)		Constante solar K ($W m^2 \mu m^{-1}$)
		a	b	
Banda 1 (azul)	0,45 – 0,52	-1,5200	193,000	1957,00
Banda 2 (verde)	0,53 – 0,61	-2,8400	365,000	1826,00
Banda 3 (vermelho)	0,62 – 0,69	-1,1700	264,000	1554,00
Banda 4 (infrav. próximo)	0,78 – 0,90	-1,5100	221,000	1036,00
Banda 5 (infrav. médio)	1,57 – 1,78	-0,3700	30,200	215,00
Banda 6 (infrav. termal)	10,4 – 12,5	1,2378	15,303	-
Banda 7 (infrav. médio)	2,10 – 2,35	-0,1500	16,500	80,67

Fonte: Adaptado de Chander *et al.* (2007).

Para as imagens do Landsat 8/OLI, com os dados obtidos no arquivo de metadados, conforme a USGS a radiância espectral é calculada pela Equação 2:

$$L_{\lambda i} = M_L \cdot Q_{cal} + A_L \quad (2)$$

Onde:

$L_{\lambda i}$ = radiância espectral no sensor para cada banda i ;

M_L = fator multiplicativo de redimensionamento para radiância ($RADIANCE_MULT_BAND$ _número da banda);

Q_{cal} = valor quantizado calibrado do pixel em número digital;

A_L = fator aditivo de redimensionamento para radiância ($RADIANCE_ADD_BAND$ _número da banda);

4.4 Reflectância espectral

A relação entre o fluxo de radiação solar refletido por uma superfície e o fluxo nela incidente é definido como reflectância espectral. Dito isto, Allen *et al.* (2002) definem a equação para obtenção da reflectância, utilizada para cálculo nas imagens Landsat 5/TM, conforme Equação 3:

$$\rho_{\lambda i} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda i}}{K_{\lambda i} \cdot \cos Z \cdot d_r} \quad (3)$$

De modo que:

π = constante matemática ($\approx 3,14159$);

$\rho_{\lambda i}$ = reflectância espectral de cada banda i ;

$K_{\lambda i}$ = constante solar para cada banda i definida na Tabela 1;

Z = ângulo zenital solar na ocasião, dado em graus, calculado a partir do ângulo de elevação do Sol obtido no cabeçalho de cada cena;

d_r = distância entre a Terra e o Sol para o dia do ano.

Para as cenas do Landsat 8, a reflectância foi obtida através da Equação 4.

$$\rho_{\lambda i} = M_{\rho} \cdot Q_{cal} + A_{\rho} \quad (4)$$

Onde:

$\rho_{\lambda i}$ = reflectância espectral de cada banda i ;

M_{ρ} = fator multiplicativo de redimensionamento para reflectância (*REFLECTANCE_MULT_BAND_*número da banda);

Q_{cal} = valor quantizado calibrado do pixel em número digital;

A_{ρ} = fator aditivo de redimensionamento para reflectância (*REFLECTANCE_ADD_BAND_*número da banda);

Em seguida, o valor encontrado de reflectância é corrigido através da Equação 5.

$$\rho'_{\lambda i} = \frac{\rho_{\lambda i}}{\cos Z} \quad (5)$$

Sendo:

$\rho'_{\lambda i}$ = reflectância espectral corrigida de cada banda i ;

$\rho_{\lambda i}$ = reflectância espectral (sem correção) de cada banda i ;

Z = ângulo zenital solar (*SUN_ELEVATION*);

Após a definição do valor de reflectância espectral para cada banda, foram feitos os cálculos dos índices NDVI, SAVI, IAF e, por fim, TS.

4.5 Cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

De acordo com a proposição de Rouse *et al.* (1983), o NDVI é uma medida do estado de saúde da vegetação com base em como a mesma reflete a luz em determinadas frequências. Ou seja, o índice é obtido pela diferença da reflectância entre as faixas do infravermelho próximo e vermelho na região do visível, como mostra a Equação 6.

$$NDVI = \frac{\rho'_{ivp} - \rho'_{v}}{\rho'_{ivp} + \rho'_{v}} \quad (6)$$

Onde:

ρ'_{ivp} = reflectância espectral do infravermelho próximo (Landsat 5 – banda 4; Landsat 8 – banda 5);

ρ'_v = reflectância espectral do vermelho (Landsat 5 – banda 3; Landsat 8 – banda 4).

4.6 Cálculo do Índice de Vegetação Ajustado ao Efeito do Solo (SAVI)

Para realizar o cálculo do SAVI, também são utilizados os valores de reflectância das bandas do infravermelho próximo e vermelho. O índice é obtido através da Equação 7 (HUETE, 1988):

$$SAVI = \frac{(1 + L)(\rho'_{ivp} - \rho'_v)}{(L + \rho'_{ivp} + \rho'_v)} \quad (7)$$

Sendo L um valor constante de ajuste ao índice. Para este estudo, será utilizado $L = 0,1$, com base em estudos de Moreira (2014) e Allen *et al* (2002).

4.7 Cálculo do Índice de Área Foliar (IAF)

Após a obtenção do SAVI, o Índice de Área Foliar (IAF) pode ser calculado através da Equação 8 (ALLEN *et al.*, 2002):

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

4.8 Cálculo da Temperatura de Superfície (TS)

Para transformar os valores de radiância em temperatura de superfície (TS), o cálculo será realizado através da equação de Planck invertida, proposta para um corpo negro. Como cada pixel não constitui um corpo negro, há necessidade de introduzir a sua emissividade no domínio espectral da banda termal (ε_{NB}). Essa emissividade é obtida através da Equação 9 (ALLEN *et al.*, 2002):

$$\varepsilon_{NB} = 0,97 + 0,00331 \cdot IAF \quad (9)$$

Assim sendo, os valores de TS, em Celsius, para as imagens selecionadas dos satélites Landsat 5 e Landsat 8 podem ser obtidos através da Equação 10.

$$TS = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1 \cdot \epsilon_{NB}}{L_T} + 1\right)} - 273,15 \quad (10)$$

Sendo:

K_1 = constante de calibração termal 1, dada em $W / (m^2 \text{ sr } \mu\text{m})$;

K_2 = constante de calibração termal 2, dada em Kelvin (K);

L_T = radiância espectral da banda termal, em $W / (m^2 \text{ sr } \mu\text{m})$.

Na tabela 2 são apresentados os coeficientes de calibração para cada um dos satélites, com suas respectivas bandas termais.

Tabela 2 - Bandas termais e coeficientes de calibração dos satélites Landsat 8 e Landsat 5.

Satélite	Banda termal	Coeficiente	
		K1	K2
Landsat 5	6	607,76	1260,56
Landsat 8	10	774,89	1321,08

Fonte: Adaptado de USGS.

Posteriormente ao processamento digital das imagens, foram apresentados como produtos os mapas temáticos dos índices de vegetação e TS para análise da dinâmica temporal dos mesmos, para os anos de 2006, 2011, 2016 e 2021, contemplando uma escala de dezesseis anos.

Além disso, para melhor entendimento dos fatores que justifiquem as possíveis mudanças nos valores de TS, foi realizada a análise quantitativa dos dados através da classificação supervisionada em cada ano das imagens, com o intuito de produzir mapas de uso do solo, os quais foram comparados com os índices gerados. Neste processo foi utilizado o algoritmo de Máxima Verossimilhança (MaxVer) que, segundo França (2007), funciona por meio do fornecimento ao sistema de um conjunto de amostras representativas das classes de interesse, no qual o classificador define um diagrama de dispersão das classes e distribui as probabilidades dos *pixels* pertencerem ou não à determinada classe. Para a

obtenção de um bom resultado com esta classificação, foram escolhidas 15 (quinze) amostras de treinamento por classe, considerado um número razoável de amostras. Este método de classificação parte do pressuposto que o pesquisador e usuário do *software* conheça previamente a área analisada, bem com a distribuição das classes, para que desta forma, quando da aplicação da classificação, a seleção de amostras de treinamento possa ser o mais eficiente possível (Crósta, 1993).

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Classificação supervisionada do uso e ocupação do solo

Através da classificação supervisionada é possível identificar a representatividade de cada classe de uso do solo em determinada região. Para esse estudo foram elaborados quatro mapas de uso e ocupação do solo, uma para cada ano analisado, como pode ser observado na Figura 8. Além disso, a Tabela 3 traz a extensão de cada classe de uso do solo e sua representatividade para os anos de 2006, 2011, 2016 e 2021.

Figura 8 - Carta temática do Uso e Ocupação do Solo

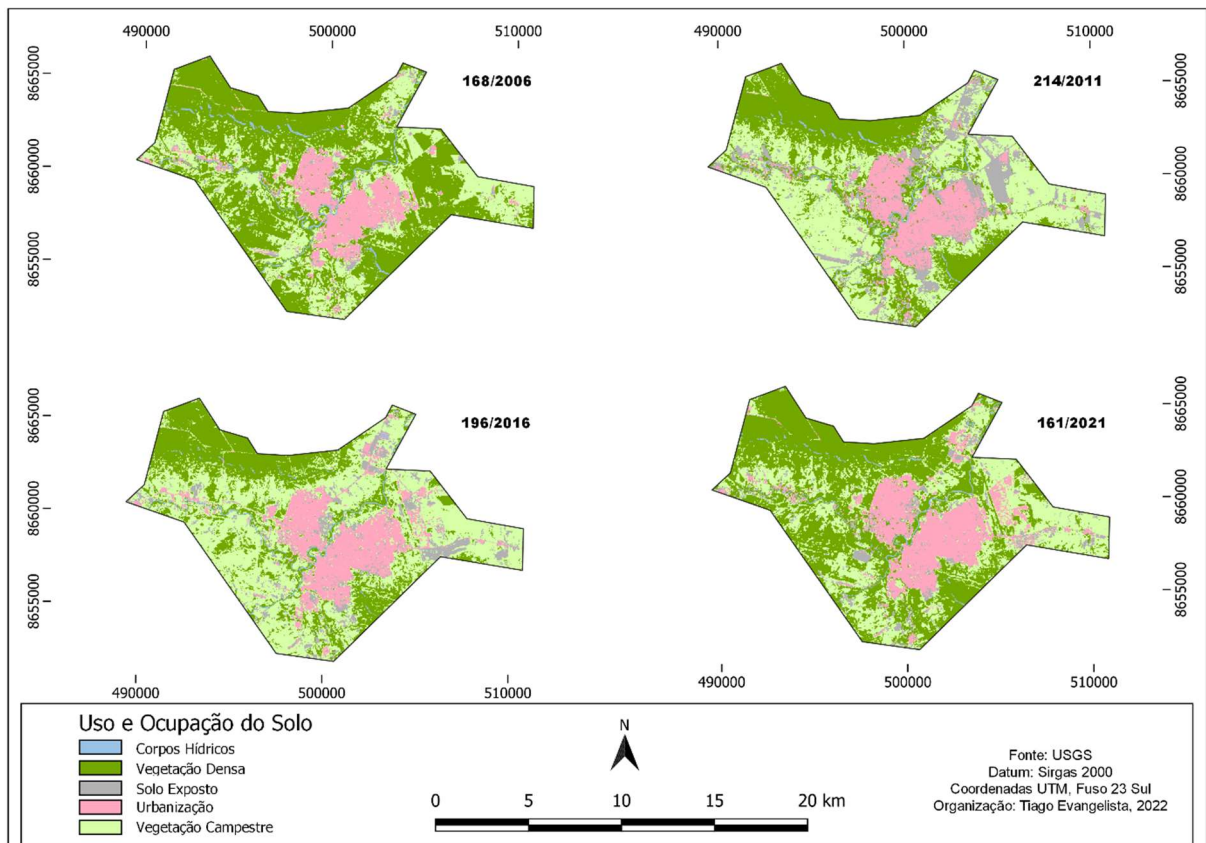


Tabela 3 - Classes de uso e ocupação do solo na área urbana.

CLASSE DE USO	168/2006	214/2011	196/2016	161/2021
Corpos Hídricos	1,88%	1,48%	1,33%	1,20%
Vegetação Densa	53,75%	30,47%	28,61%	46,14%
Solo Exposto	2,68%	13,60%	8,51%	5,26%
Urbanização	13,05%	13,94%	16,27%	17,58%
Vegetação Campestre	28,64%	40,49%	45,28%	29,82%

Fonte: autor.

A mudança no comportamento do uso do solo no período entre os anos de 2006 e 2021 fica evidente de forma visual na Figura 8 e através das informações da Tabela 3. Entre as cenas de 168/2006 e 214/2011 há considerável aumento da área de solo exposto, principalmente na porção nordeste da cena, provenientes do processo de expansão viária e de áreas habitacionais naquela região.

Há aumento de 4,53% da classe de urbanização entre 168/2006 e 161/2021 que se deu em função do aumento da população presente no centro urbano, se fazendo necessária a construção de mais residências e postos de trabalho. Concomitantemente, a classe de vegetação densa tem os percentuais reduzidos em todas as cenas, com exceção da data de 161/2021, na qual o percentual dessa classe volta a subir e representa 46,14%.

Algumas áreas sombreadas provenientes do relevo, ao norte e noroeste, foram classificadas pelo *software* como corpos hídricos por apresentarem o comportamento espectral semelhante nas imagens de satélite, o que pode ter ocasionado variação nos percentuais dessa classe ao longo das cenas. Além disso, pode ser ocasionada pela ação antrópica sobre as margens dos corpos hídricos que, segundo a literatura, reduzem gradativamente a sua área de abrangência.

5.2 Índices de vegetação

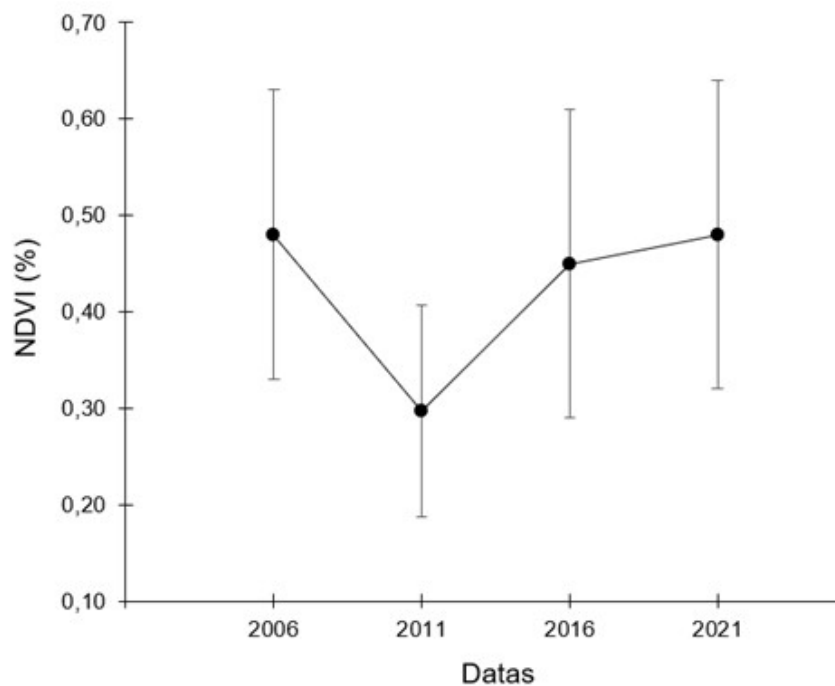
Após o processamento das imagens, foi possível realizar a verificação e quantificação dos percentuais obtidos dos índices de vegetação NDVI, SAVI e IAF.

5.2.1 NDVI

Na figura 9 estão representados os valores estatísticos nas datas analisadas, apresentando as médias e desvio padrão. Ao realizar a interpretação dos resultados,

é possível identificar valores médios que oscilam entre 0,30% (214/2011) a 0,48% (168/2006) e, com desvio padrão oscilando entre 0,11% (168/2006) e 0,16% (161/2021), com uma amplitude de 5%. Com o fato de cada alvo possuir uma resposta espectral diferente, os valores encontrados retratam os diversos usos da cobertura do solo na região de estudo, destacando-se nessa área os corpos hídricos, solo exposto, áreas de vegetação densa, campestre e área de urbanização.

Figura 9 - Valores médios e desvio padrão do NDVI.

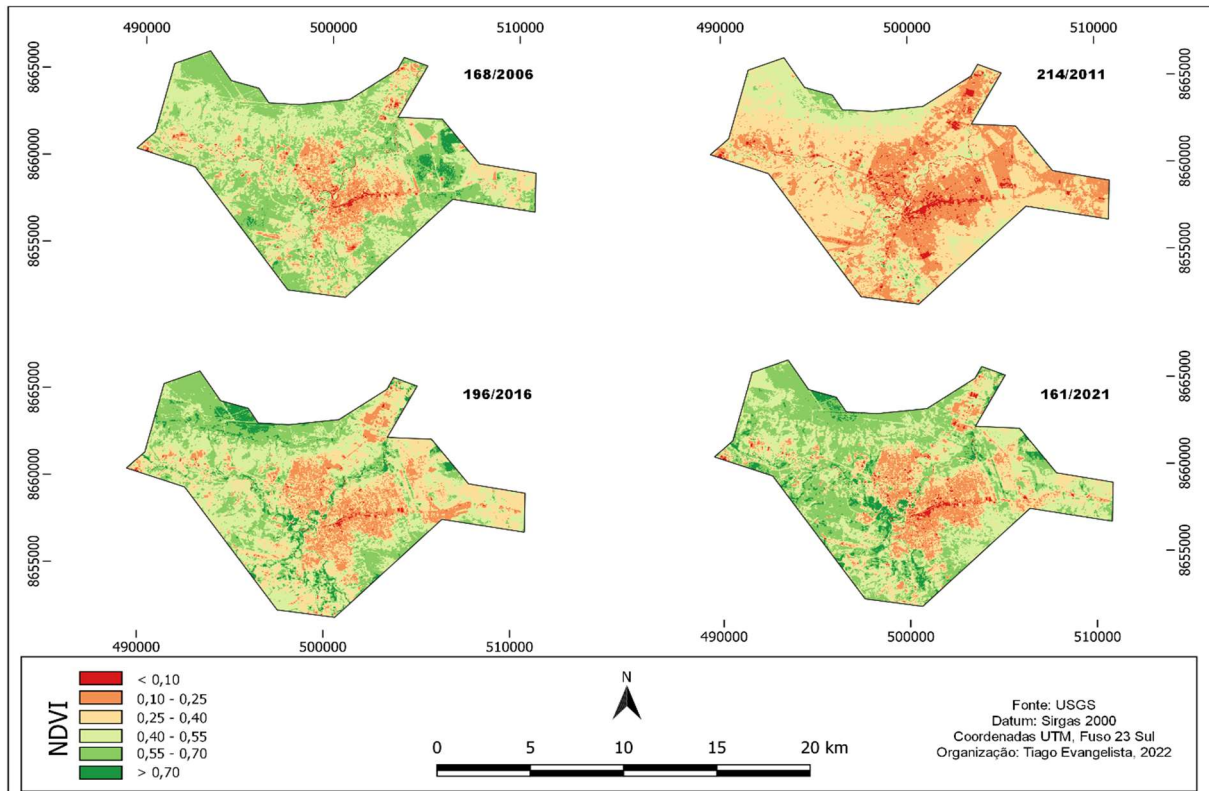


Fonte: autor.

Conforme a Figura 10, pode-se observar a representação da distribuição espacial dos valores do NDVI ao longo dos anos em estudo. Os maiores valores do índice se enquadram no intervalo $> 0,71\%$, destacando-se as feições com vegetação densa, em tom intenso de verde, principalmente nas regiões a noroeste da área de estudo e em volta dos corpos hídricos. Por outro lado, as áreas com menores percentuais estão indicadas na cor vermelho, com valores inferiores $0,10\%$, que representam os corpos hídricos. Em todas as cenas, a mancha urbana predomina na tonalidade salmão, apresentando valores entre $0,11\%$ e $0,25\%$ nas regiões em torno do bairro Centro e entre $0,26\%$ e $0,40\%$ nas demais áreas correspondentes aos bairros circunvizinhos. Valores semelhantes foram encontrados por Viganó *et al.* (2011), ao analisar o desempenho do NDVI na região do semiárido de Pernambuco. No estudo, os valores obtidos no intervalo de $0,10$ a $0,21$ correspondem ao rio, à

estrada e ao solo exposto. Valores entre 0,42 a 0,84, referem-se às densidades médias de vegetação e culturas agrícolas.

Figura 10 – Carta temática do NDVI para as datas em análise.



O percentual de pixels em cada classe de NDVI está representado na Tabela 4, onde as maiores distribuições espaciais ficaram localizadas no intervalo 0,41% - 0,55% para as cenas de 168/2006 e 196/2016. Já para a cena de 214/2011 a maior distribuição se deu no intervalo 0,26% - 0,40%, mostrando valor elevado em relação aos demais anos, podendo ser justificado pela reduzida precipitação acumulada nos meses anteriores à passagem do satélite, como evidenciado em estudo de Dias (2019). No intervalo > 0,71% correspondente às áreas com maior densidade vegetal, constatou-se o ano 161/2021 com maior percentual, de 4,75%.

Tabela 4 - Percentual de classes de NDVI para as cenas em análise.

NDVI (%)	168/2006	214/2011	196/2016	161/2021
< 0,10	0,94%	2,98%	0,50%	1,01%
0,11 - 0,25	8,75%	31,52%	12,70%	12,28%
0,26 - 0,40	16,24%	47,81%	24,69%	15,37%
0,41 - 0,55	37,68%	15,93%	33,24%	32,37%
0,56 - 0,70	34,31%	1,74%	24,31%	34,23%
> 0,71	2,09%	0,03%	4,56%	4,75%

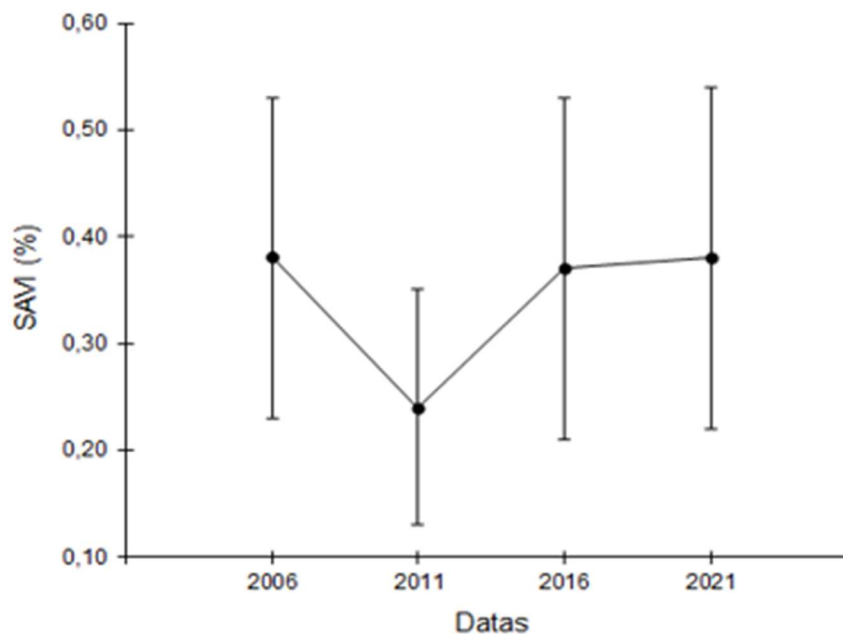
Fonte: autor.

5.2.2 SAVI

Os efeitos do solo exposto nas imagens analisadas são levados em consideração quando se trata do SAVI, sendo esse um ajuste do NDVI quando a superfície não está completamente preenchida pela vegetação.

No Figura 11 são expostos os valores médios e de desvio padrão do SAVI, onde é possível identificar na cena de 214/2011 o menor percentual médio entre os períodos, de 0,24%. Por outro lado, os maiores percentuais médios ocorreram em 168/2006 e 161/2021, ambos com 0,38%. Assim, tem-se uma amplitude de percentual médio de 0,14%, com o desvio padrão variando nas cenas entre 0,09% e 0,13%.

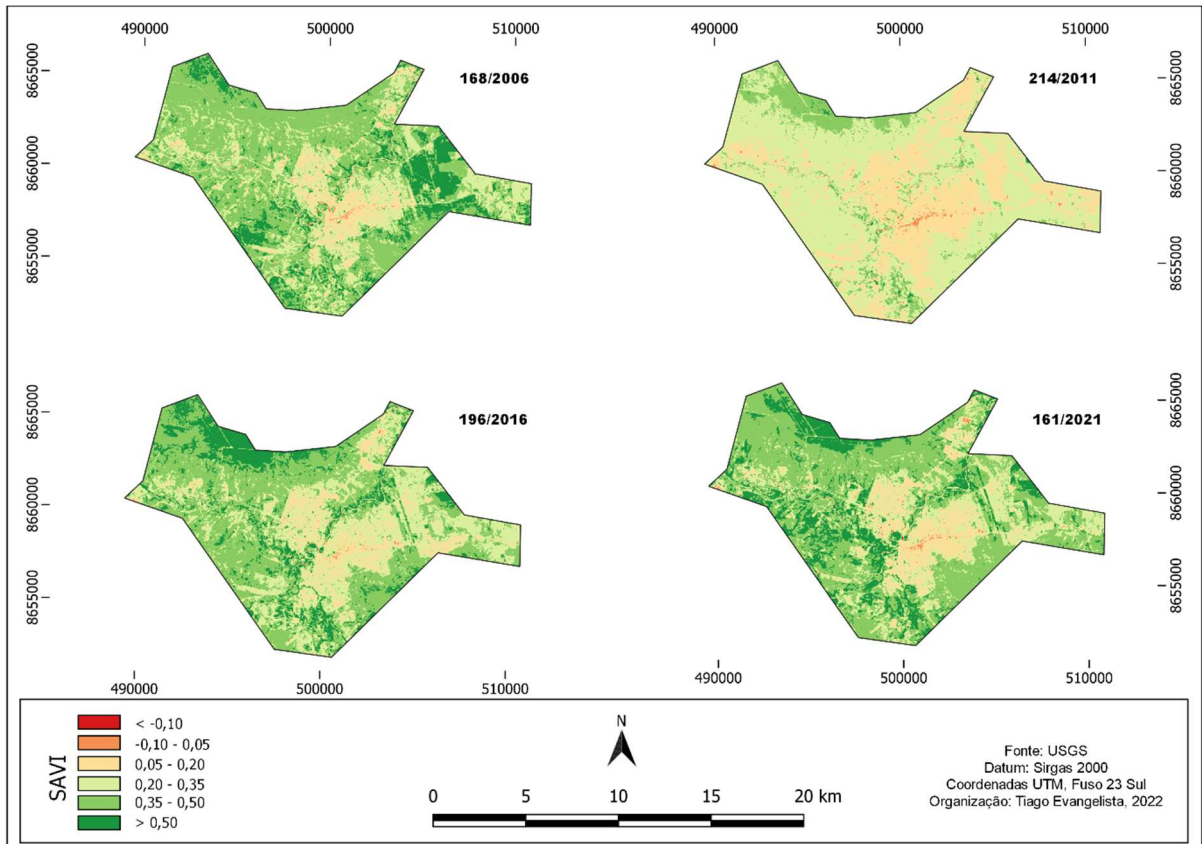
Figura 11 - Valores médios e desvio padrão do SAVI.



Fonte: autor.

Na Figura 12, é notório que no ano de 214/2011 houve um destaque da distribuição de *pixels* de valores próximos a zero na porção nordeste, representando áreas não vegetadas e de solo exposto relacionados ao processo de expansão viária e de áreas habitacionais, como já citado anteriormente.

Figura 12 - Carta temática do SAVI para as datas em análise.



Na Tabela 5 estão representados os percentuais de pixels em cada classe do SAVI, na qual é notável um aumento na distribuição espacial dos percentuais nos intervalos de valores entre 0,06% e 0,50% em comparação aos mesmos intervalos aproximados no NDVI. Isso se deve em partes ao fato de o SAVI possuir um fator de correção ajustado ao solo. Além disso, o intervalo 0,21% – 0,35% apresentou o maior percentual de distribuição espacial da cena em 214/2011 com 57,15%, o que está diretamente associado a presença das áreas com solo exposto e vegetação campestre, como pôde ser observado na Figura 8 na respectiva cena. Esses valores de SAVI estão em concordância com os resultados também encontrados na pesquisa de Viganó *et al.* (2011), que variam de 0,2144 a 0,320 e referem-se à estrada, ao rio e ao solo exposto.

Tabela 5 - Percentual de classes de SAVI para as cenas em análise.

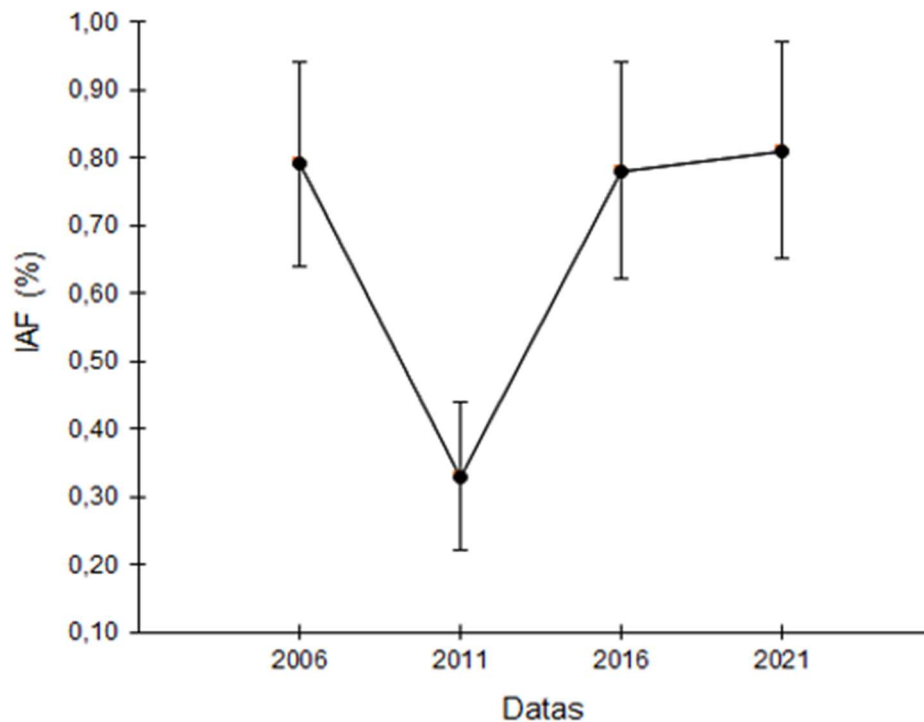
SAVI (%)	168/2006	214/2011	196/2016	161/2021
< -0,10	0,02%	0,01%	0,01%	0,01%
-0,09 - 0,05	0,41%	0,70%	0,21%	0,43%
0,06 - 0,20	8,09%	31,62%	9,76%	11,37%
0,21 - 0,35	24,10%	57,15%	30,12%	22,02%
0,36 - 0,50	53,89%	10,22%	45,79%	49,90%
> 0,51	13,49%	0,31%	14,11%	16,26%

Fonte: autor.

5.2.3 IAF

Estão indicados na Figura 13 os valores médios com seus respectivos desvios padrão do índice, se destacando a média na cena de 214/2011, no valor de 0,33%. Essa discrepância dos demais valores se justifica devido ao IAF relacionar a área foliar de toda a vegetação por unidade de área de cada pixel. Logo, como os percentuais de vegetação rasteira e solo exposto para essa data são mais altos que os dos demais anos, é esperado que o IAF tenha menor valor em 214/2011.

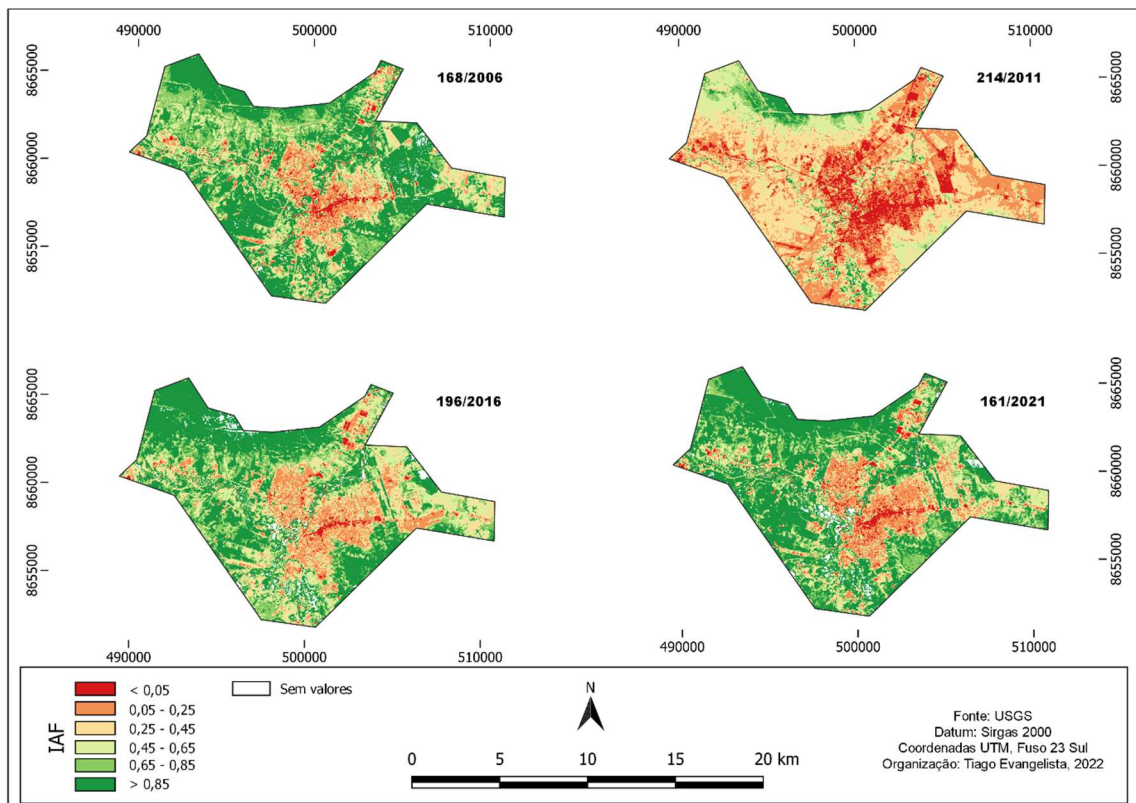
Figura 13 - Valores médios e desvio padrão do IAF.



Fonte: autor.

Na Figura 14 está representada como estão distribuídas espacialmente as classes do IAF. Em todas as cenas, com exceção de 214/2011, é notório que os valores do intervalo $> 0,86$ estão concentrados nas porções noroeste, oeste e sudeste da área urbana. Além disso, observa-se que a área vegetada em tonalidade verde, a Leste da mancha urbana, em 168/2006, é substituída por tons salmão e amarelados nos próximos anos, o que está relacionado com as regiões de solo exposto e de evolução da urbanização a Leste da cidade, como mostra a Figura 8.

Figura 14 - Carta temática do IAF para as datas em análise.



Os percentuais de pixels para cada classe do IAF são apresentados na Tabela 6. Ao realizar a análise, fica evidente que a classe de intervalo $> 0,86\%$ teve a maior distribuição espacial em 161/2021 com 45,52% e em 168/2006 com 42,58%. A cena de 214/2011 teve a menor distribuição espacial no intervalo $> 0,86\%$ e a maior nos intervalos inferiores a 0,46%. Em estudo realizado por Dias (2019), na região do Oeste Baiano, apresentou comportamento do IAF semelhante aos valores encontrados nesta pesquisa.

Tabela 6 - Percentual de classes de IAF para as cenas em análise.

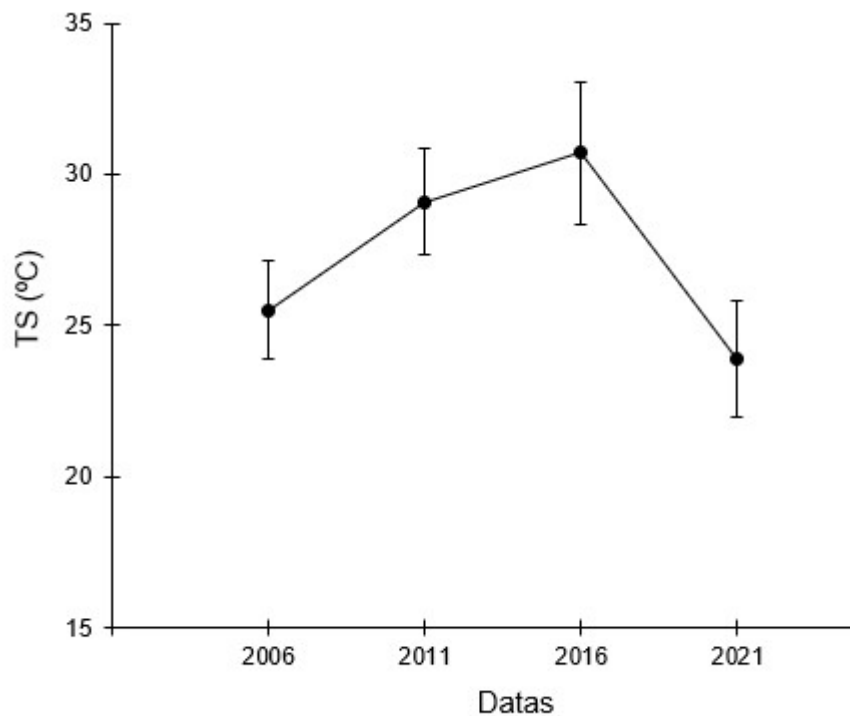
IAF (%)	168/2006	214/2011	196/2016	161/2021
< 0,05	2,33%	11,41%	1,79%	3,01%
0,06 - 0,25	8,59%	30,73%	12,09%	11,83%
0,26 - 0,45	10,84%	34,84%	14,36%	10,13%
0,46 - 0,65	15,10%	14,68%	16,64%	12,66%
0,66 - 0,85	20,57%	5,13%	17,02%	16,86%
> 0,86	42,58%	3,21%	38,10%	45,52%

Fonte: autor.

5.3 Temperatura de Superfície

São representadas na Figura 15 as médias e desvio padrão das TS de cada ano das imagens. É notável que a maior média entre todas as cenas se deu na data 196/2016 com 30,7°C, variando aproximadamente entre 28,4°C e 33,0°C. Já a menor delas foi registrada em 161/2021, no valor de 23,9°C, com variação entre 22,0°C e 25,8°C, aproximadamente.

Figura 15 - Valores médios e desvio padrão da TS.



Fonte: autor.

Como pode ser observado, há a ocorrência de elevadas amplitudes nos valores de TS. Em seus estudos, Moreira (2014) e Borges *et. al* (2011) destacam

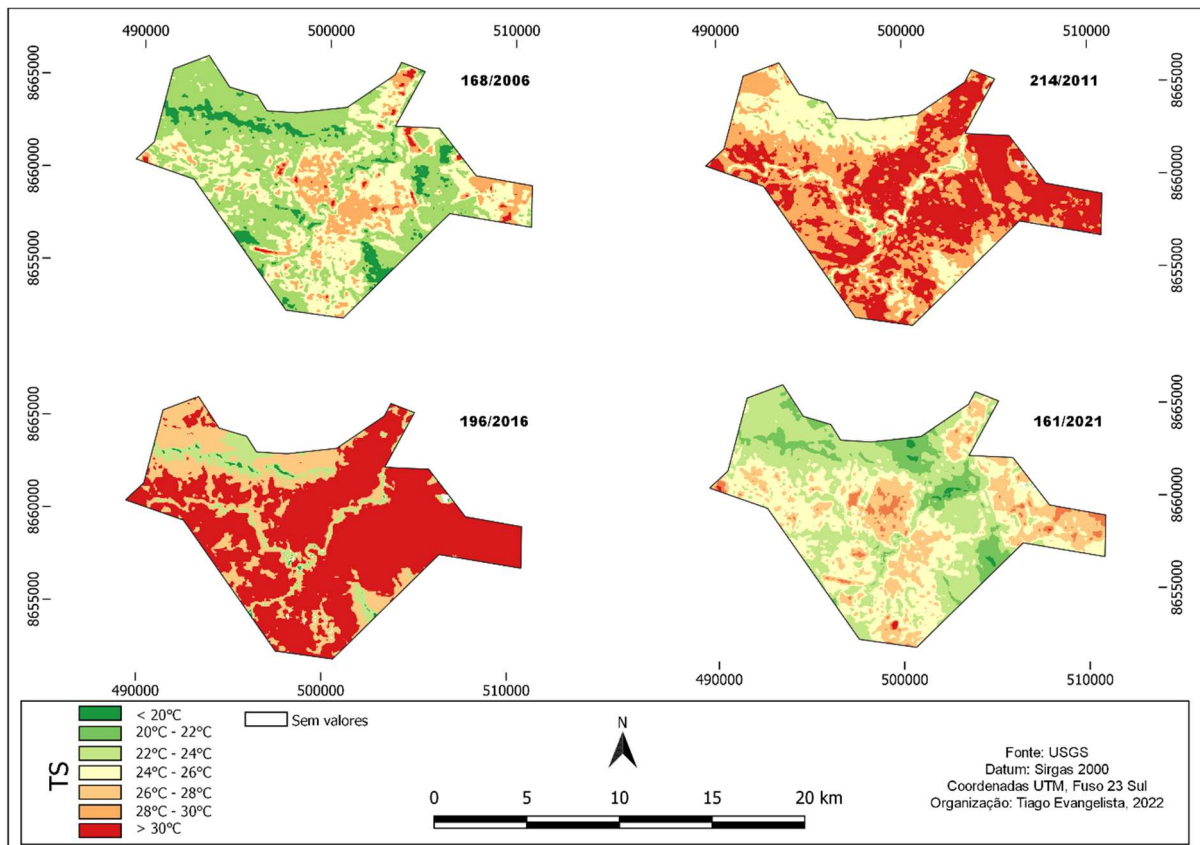
que essa ocorrência pode estar relacionada às diferentes condições meteorológicas durante o momento de coleta dos dados pelo dispositivo sensor. Além disso, também está relacionada com a umidade do solo oriunda das precipitações dos meses anteriores à data de passagem.

Na Figura 16 está representada a distribuição espacial das TS para cada uma das cenas. A tonalidade vermelha representa os maiores valores de temperatura, com intervalo $>30^{\circ}\text{C}$, representados de maneira mais contundente nas datas 214/2011 e 196/2016. Quando comparado ao uso e ocupação do solo, são observados tanto os maiores percentuais de vegetação rasteira e solo exposto, como também os menores percentuais de vegetação densa para as mesmas cenas de 214/2011 e 196/2016. Ou seja, a temperatura de superfície está diretamente relacionada ao uso do solo, sendo elevada na ausência de vegetação densa e na presença de altos percentuais de solo exposto, bem como quando há aumento dos percentuais da classe de urbanização, conforme percentuais da Tabela 3.

As menores temperaturas de superfície são apresentadas no ano de 2021, fator esse que pode estar diretamente relacionada ao alto percentual da cobertura vegetal densa, conforme Tabela 3. Além disso, os baixos valores podem ter sido ocasionados pelo volume de precipitação acumulada dos meses anteriores ao dia de passagem do satélite, conforme apresentado em estudo de Dias (2019).

Em estudo de Moreira (2007), utilizando imagens do satélite Landsat 7 ETM+ em área urbana de Recife-PE, encontrou para o ano de 2002 valores de TS superiores a 33°C nas áreas com a presença de edificações, pavimentos, concreto e asfalto, enquanto que nas regiões com coberturas verdes e corpos hídricos, os valores foram inferiores a 23°C , mostrando relação com os resultados encontrados nesta pesquisa.

Figura 16 - Carta temática das TS para as datas em análise.



Na Tabela 7 é possível identificar o percentual das classes das temperaturas de superfície, onde o maior percentual se deu no intervalo $>31^{\circ}\text{C}$ na data 196/2016, com 67,72%. Por outro lado, nas datas de 168/2006, 214/2011 e 196/2016 não foram identificadas temperaturas inferiores a 22°C . Além disso, a alta capacidade de reação do bioma Cerrado diante das precipitações aliado a variação na quantidade de umidade presente na superfície do solo entre as cenas, no momento de passagem do satélite, são fatores que podem justificar a representação de maiores índices de temperatura para o ano de 2016, mesmo com o ano de maior evidência de redução da vegetação sendo o de 2011.

Tabela 7 - Percentual de classes de TS para as cenas em análise.

TS (°C)	168/2006	214/2011	196/2016	161/2021
<20	0%	0%	0%	0,52%
20 - 22	0%	0%	0%	9,46%
23 - 24	6,36%	0%	0%	33,75%
25 - 26	46,91%	1,31%	0,46%	33,91%
27 - 28	33,08%	18,83%	7,89%	19,50%
29 - 30	12,55%	36,86%	23,93%	2,73%
> 31	1,10%	42,99%	67,72%	0,12%

Fonte: autor.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Mediante aos resultados explicitados, torna-se evidente a importância do sensoriamento remoto em estudos como o apresentado até aqui. A viabilidade do estudo de grandes áreas é proporcionada, além de oferecer dados com periodicidade que atende a maioria das necessidades dos pesquisadores, sem que haja necessidade de coleta de dados in loco.

As mudanças nos índices de vegetação se mostraram diretamente relacionadas com as alterações no uso e ocupação do solo na área urbana do município de estudo. Em linhas gerais, a expansão da malha urbana ocasiona a diminuição da camada de vegetação densa ao longo dos anos, exceto quando há a interferência de fatores atmosféricos e de precipitação acumulada.

O SAVI se mostra eficaz na correção dos efeitos do solo exposto sobre o NDVI, ajustando as percentagens à valores próximos aos existentes em literatura. Assim como o IAF, que evidenciou os maiores percentuais vegetativos na área de estudo.

Os dados de sensoriamento remoto termal mostraram-se eficientes no estudo do comportamento termal dos alvos, permitindo relacioná-los com a TS. Assim, a TS apresentou os maiores valores em 2016 em comparação com os demais anos, cujas médias variaram de 23,9 °C a 30,7°C. Além disso, os maiores valores de TS em todas as imagens estudadas encontram-se nas áreas de urbanização e com solo exposto, como previsto em literatura.

Sugere-se realizar análise comparativa entre as TS obtidas neste e outros trabalhos com tema relacionado, no qual há a formação de Ilhas de Calor Urbano, para verificar a existência, ou não, deste fenômeno e das suas consequências, para a cidade de Barreiras.

Dito isto, foi obtido êxito na identificação e análise da dinâmica espaço-temporal das temperaturas de superfície e dos índices de vegetação na área urbana de Barreiras-BA, para as cenas dos anos 2006, 2011, 2016 e 2021.

7 REFERÊNCIAS

- ALLEN, R. G.; et al. **Sebal - surface energy balance algorithms for land**. Advance training and users manual –Idaho implementation. Moscow: Idaho Department of Water Resources, 2002. 98p.
- ANDRADE, T. C. Q. *et al.* Medição do conforto térmico em áreas públicas urbanas de Salvador-BA e calibração do índice de conforto PET usando a técnica Árvore de Decisão. **Revista Eletrônica de Gestão e Tecnologias Ambientais**, v. 4, p. 278–296, 2016. Disponível em: <https://portalseer.ufba.br>. Acesso em: 12 jun. 2022.
- ANTUNES, M.A.H.; ASSAD, E.D.; BATISTA, G. T. Variação das medidas espectrais tomadas com radiômetro ao longo do ciclo de crescimento da soja. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7, 1993, Curitiba, BR. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1993. v. 1, p. 01-09.
- ARAUJO, T. L. **Estimativa da temperatura e do saldo de radiação à superfície terrestre em Maceió-AL utilizando imagens TM/Landsat 5**. Dissertação de Mestrado em Meteorologia, Universidade Federal de Alagoas (2006).
- Art, H. W. **Dicionário de ecologia e ciências ambientais**. Rio Claro: Ed. UNESP, Melhoramentos. 583p. 2001.
- BARBOSA, R. V. R., VECCHIA, F. A. S., 2009. "Estudos de Ilha de Calor Urbana por meio de Imagens do Landsat 7 ETM+: Estudo de Caso em São Carlos (SP)", *Revista Minerva*, v.6, n.3, 110 pp.273-278. Disponível em: [http://www.fipai.org.br/Minerva%2006\(03\)%2007.pdf](http://www.fipai.org.br/Minerva%2006(03)%2007.pdf). Acesso em: 15 junho 2022.
- BEZERRA, J. M.; et al. Parâmetros biofísicos obtidos por sensoriamento remoto em região semiárida do estado do Rio Grande do Norte, Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 1, p. 73 – 84, 2014.
- BORGES, E. F; ANJOS, C. S; BAPTISTA, G. M. M. **Análise Multitemporal da temperatura de superfície no oeste da Bahia**. XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Curitiba-PR. 2011.
- BRAZ, A.M.; ÁGUAS, T.A.; GARCIA, P.H.M. Análise de índices de vegetação ndvi e savi e índice de área foliar (iaf) para a comparação da cobertura vegetal na bacia

hidrográfica do Córrego Ribeirãozinho, município de Selvíria – MS. **Revista Percurso** - NEMO Maringá, v. 7, n. 2, 2015, p.05-22.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. L.; BARSÍ, J. A. Revised Landsat -5 Thematic Mapper Radiometric Calibration. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 4, n. 3, p. 490-494, 2007.

COLLISCHONN, E. Área verde como oásis térmico na Região Metropolitana de Porto Alegre/RS. **Revista ACTA Geográfica**, p. 165–183, 2012. Disponível em: <https://revista.ufrr.br>. Acesso em: 13 junho 2022.

COSTA, D. F.; SILVA, H. R.; PERES, L. F. Identificação de ilhas de calor na área urbana de Ilha Solteira - SP através da utilização de geotecnologias. **Engenharia Agrícola**, p. 213–242, 2010. Disponível em: <http://www.scielo.br>. Acesso em: 13 junho 2022.

CRÓSTA, A. P, **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**, Campinas, SP, UNICAMP, ed. rev., 1993.

CUNHA, J. E. B. L.; RUFINO, I. A. A.; SILVA, B. B.; CHAVES, I. de B. Dinâmica da cobertura vegetal para a Bacia de São João do Rio do Peixe, PB, utilizando-se sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.16, p.539-548, 2012.

Dias, Edimar Souza. **Análise da dinâmica do uso do solo na bacia hidrográfica do Rio de Janeiro-BA por sensoriamento remoto** – 2019.

FLORENZANO, T. G. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. São Paulo: Oficina de Textos, 97p. 2002.

_____. **Iniciação em Sensoriamento Remoto**. Ed. Oficina de Textos, 3ª edição. São Paulo/SP, 2011.

FRANÇA, M. M. Avaliação de classificações supervisionadas com Redes Neurais Artificiais e Maxver para caracterização do uso da terra no município de Viçosa-MG. Universidade Federal de Viçosa, 2007 (Monografia de conclusão de curso).

Gartland, L. Ilhas de calor: como mitigar zonas de calor em áreas urbanas. Tradução Sílvia Helena Gonçalves. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.

GOMES, L. C. F.; SANTOS, C. A. C.; HERMES, A. A. Balanço de Energia à Superfície para a Cidade de Patos-PB Usando Técnicas de Sensoriamento Remoto. **Revista Brasileira de Geografia Física**. v. 6, n. 1, p. 015-028, 2013.

GUEDES, J. C. F.; SILVA, S. M. P. Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação: princípios físicos, sensores e métodos. **ACTA Geográfica**, v.12, n.29, p. 127- 144, 2018.

HASENACK, H. **Influência de variáveis ambientais sobre a temperatura do ar na área urbana de Porto Alegre, RS**. 1989. 110 p. Dissertação (Mestrado), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Curso de Pós-Graduação em Ecologia, Porto Alegre, 1989. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br>. Acesso em: 15 junho 2022.

HUETE, A. R. **A soil adjusted vegetation index (SAVI)**. Remote Sensing Environ. Vol. 25, 1988.

HUETE, A; JUSTICE, C. **MODIS Vegetation Index (MOD 13) Algorithm Theoretical Basis Document**. NASA, Virginia, 1999. v. 3.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Cidades: 2010, Censo demográfico. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br>. Acesso em: jun. 2022.

_____. **Introdução ao processamento digital de imagens**. Primeira divisão de Geociências do Nordeste. Rio de Janeiro: IBGE, 2001.

_____. População Rural e Urbana. IBGE Educa, 2015. Disponível em: <https://educa.ibge.gov.br/jovens/conheca-o-brasil/populacao/18313-populacao-rural-e-urbana.html>. Acesso em: 09 jun. 2022.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS - INPE. Catálogo de Imagens - DGI-INPE. Disponível em: <http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>. Acesso em: junho de 2022.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2. ed. Tradução do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE. São Paulo, Parêntese, 2009. 672 p.

KEGLER, J. J.; WOLLMANN, C. A.; BANDEIRA, B. C. O sistema termodinâmico de cidades pequenas: configuração urbano-rural com uso de transectos móveis em

Agudo/RS, situação veranil de janeiro de 2016. **Caminhos De Geografia**, v. 18, p. 32–48, 2017. Disponível em: <http://www.seer.ufu.br>. Acesso em: 08 jun. 2022.

KNOX, S. H., DRONOVA, I., STURTEVANT, C., 2017. Using digital camera and Landsat imagery with eddy covariance data to model gross primary production in restored wetlands. **Agric. For. Meteorol.** 237, 233-245.

LEITE, E. F.; ROSA, R. **Sensoriamento Remoto multitemporal na Bacia Hidrográfica do Rio Nioaque, MS**. Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, 25-30 de abril de 2009, INPE, p. 5903-5908.

LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. 2 ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2015.

LOMBARDO, M. A. **Ilha de calor nas metrópoles: o exemplo de São Paulo**. São Paulo: Hucitec/Lalekla, 1985. 244 p.

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.

LUZ, L. F. R. **Mapeamento da temperatura de superfície continental do perímetro urbano de Palmas/TO a partir de imagens do Landsat-8**. TCC (Graduação) – Curso de Engenharia Civil. Universidade Federal do Tocantins, Palmas, 2019. Disponível em: <https://repositorio.uft.edu.br>. Acesso em: junho 2022.

MAGRIN, T. B. **Análise temporal da temperatura de superfície na área urbana do município de Caxias do Sul – RS**. TCC (Graduação) – Curso de Engenharia Civil. Universidade de Caxias do Sul, Caxias do Sul, 2019. Disponível em: <https://repositorio.ucs.br>. Acesso em: junho 2022.

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

MORAES, E.C. Capítulo 1: **Fundamentos de sensoriamento remoto**. DSR/INPE; São José dos Campos: INPE, p; 1-22; 2002. Disponível em: http://mtcm12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/sergio/2005/06.14.12.18/doc/CAP1_ECMoraes.pdf. Acesso em: junho de 2022.

MOREIRA, E. B. M. **Balanço de energia e evapotranspiração na cidade do Recife-PE por sensoriamento remoto**. 152f. Tese (Doutorado) – Departamento de Ciências Geográficas, Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). 2014.

MOREIRA, E. B. M. Espacialização das temperaturas à superfície na cidade do Recife, utilizando imagens TM -Landsat 7. **Revista de Geografia**, UFPE-DCG/NAPA, v.24, n 03, ISSN 0104-5490 (2007).

MOREIRA, E. B. M. **Variação espacial e multitemporal das temperaturas de superfície na cidade do Recife**. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2009.

MOREIRA, M. A. Sensoriamento Remoto e Metodologias de aplicação. São José dos Campos: **Instituto Nacional de Pesquisa (INPE)**, 2001. p.99-110.

NOVO, E. L. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 4ªed. São Paulo: Edgard Blucher, 2010.

PEREIRA, C. C.; MARIANO, Z. F.; WACHHOLZ, F. Análise da temperatura de superfície e do uso da terra e cobertura vegetal na Bacia Barra dos Coqueiros (Goiás). **Revista Geonorte**, v. 2, n. 5, p.1243 - 1255, 2012.

PIRES, E. G. Análise da temperatura de superfície do estado do Tocantins a partir do uso de geotecnologias. **Revista Interface**, v. 10, p. 133–144, 2015. Disponível em: <https://sistemas.uft.edu.br>. Acesso em: 02 junho 2022.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

REIS, S. L. DA S. (2014) "**Desenvolvimento e natureza: a dinâmica de ocupação do cerrado e repercussões ambientais na região agroexportadora do oeste baiano**". Instituto de geociências, UFBA. Salvador - BA, 138, p.

RIBEIRO, E.P; NÓBREGA, R.S; MOTA FILHO, F.O; MOREIRA, E.B.M. **Estimativa dos índices de vegetação na detecção de mudanças ambientais na bacia hidrográfica do rio Pajeú**. Geosul, Florianópolis, v. 31, n. 62, p 59-92, jul./ago. 2016.

ROSA, A. A. C.; SILVA, J. DE O. D. Conforto ambiental em espaços urbanos abertos: correlação com o planejamento de cidades. **Revista Intellectus**, v. 1, p. 45–56, 2017. Disponível em: <http://www.revistaintellectus.com.br>. Acesso em: junho 2022.

ROUSE, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 3, 1973. **Annals...** Washington, 1973. p. 309-317.

ROSENDO, J. S. **Índices de vegetação e monitoramento do uso e cobertura vegetal na Bacia do Rio Araguari – MG – utilizado dados do sensor MODIS**. Dissertação de Mestrado em Geografia, Universidade Federal de Uberlândia (2005).

SANTOS, T. O. **Identificação de Ilhas de Calor em Recife-PE por meio de Sensoriamento Remoto e Dados Meteorológicos de Superfície**. 54 f. Dissertação (Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola) - UFRPE, Recife, 2011.

SHISHEGAR, N. Street design and urban microclimate: analyzing the effects of street geometry and orientation on airflow and solar access in urban canyons. **Journal of Clean Energy Technologies**, v. 1, p. 52–56, 2013. Disponível em: <http://www.jocet.org>. Acesso em: 08 set. 2022.

SILVA, B. B., CÂNDIDO, M. V. Determinação da evapotranspiração em escala regional por meio do Sebal e imagens Landsat 5 – TM, **Anais do XIII Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Fortaleza, 2004.

SOUSA, A. O.; SOUZA, A. L. F.; PIFFER, T. R. O.; AMARAL, G. M.; SANTOS, E. C.; SOUZA, L. M. M.; OLIVEIRA, C. C. Geoprocessamento e sensoriamento remoto como subsídio à previsão de safra de café no Extremo Oeste Baiano. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, p.25-30. 2011. Disponível em: <http://marte.sid.inpe.br/col/dpi.inpe.br/marte/2011/07.29.14.27/doc/p0467.pdf>. Acesso em: 20 de jun. 2022.

SOUZA, J. F.; SILVA, R. M.; SILVA, A. M. Influência do uso e ocupação do solo na temperatura de superfície: o estudo de caso de João Pessoa – PB. **Porto Alegre: Ambiente Construído**, 2016. v. 16, n.1, p.21-37.

TELES, C. M. G. **Influência climática do Parque da cidade de Guimarães**. 2013. 93 p. Tese (Doutorado), Universidade do Minho, Instituto de Ciências Sociais, Braga, 2013.

USGS. **Landsat 8 (L8): data users handbook**. 2 ed. Sioux Falls: EROS, 2016. Disponível em: <https://landsat.usgs.gov>. Acesso em: 11 jun. 2022.

Vermote, E., Justice, C., Claverie, M., Franch, B., 2016. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. *Remote Sens. Environ.* 185, 46–56.

VIGANÓ, H. A.; BORGES, E. F.; FRANCA-ROCHA, W. J. S. Análise do desempenho dos Índices de Vegetação NDVI e SAVI a partir de imagem Aster. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15. Anais... São José dos Campos: INPE, 2011, p. 1828-1834. Disponível em: < <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p1364.pdf> >.

WENG, Q. "Fractal Analysis of Satellite-Detected Urban Heat Island Effect", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 69, n. 5 (Mai), pp. 555-566, 2003. Disponível em: < <http://isu.indstate.edu/qweng/PERS03Weng.pdf> > Acesso em: 15 junho 2022.

ZHOU, Y., XIAO, X., QIN, Y., DONG, J., ZHANG, G., KOU, W., JIN, C., WANG, J., LI, X., 2016. Mapping paddy rice planting area in ricewetland coexistent areas through analysis of Landsat 8 OLI and MODIS images. **Remote Sensing of Environment**. 46, 142-154.