

---

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

---

**ANTONIO CELSO DE SOUSA LEITE**

**ANÁLISE TÉRMICA TEMPORAL E INFLUÊNCIA URBANA UTILIZANDO ÍNDICES  
ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS POR SENSORIAMENTO REMOTO**



**Recife**  
**2018**

**ANTONIO CELSO DE SOUSA LEITE**

**ANÁLISE TÉRMICA TEMPORAL E INFLUÊNCIA URBANA UTILIZANDO ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS POR SENSORIAMENTO REMOTO**

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

**Área de concentração:** Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação

**Orientadora:** Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Leijdane Maria Maciel de Oliveira

Recife  
2018

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

L533a Leite, Antonio Celso de Sousa.  
Análise térmica temporal e influência urbana utilizando índices espectrais e parâmetros biofísicos por sensoriamento remoto / Antonio Celso de Sousa Leite. – 2018.

114 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, 2018.

Inclui Referências.

1. Engenharia Cartográfica. 2. Sensoriamento remoto. 3. Índices espectrais. 4. Parâmetros biofísicos. 5. Uso e cobertura do solo. I. Oliveira, Leijdane Maria Maciel de. (Orientadora). II. Título.

UFPE

526.1 CDD (22. ed.)

BCTG/2019-30

**ANTONIO CELSO DE SOUSA LEITE**

**ANÁLISE TÉRMICA TEMPORAL E INFLUÊNCIA URBANA UTILIZANDO ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS POR SENSORIAMENTO REMOTO.**

Dissertação apresentada a Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos para obtenção do título de mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Aprovado em: 17/12/2018

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Leijdane Maria Maciel de Oliveira (Orientadora)  
Universidade Federal de Pernambuco

---

Prof<sup>a</sup>. Dr. Alfredo Ribeiro Neto (Examinador Externo)  
Universidade Federal de Pernambuco

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Josiclêda Domiciano Galvíncio (Examinador Externo)  
Universidade Federal de Pernambuco

A meu pai e minha mãe, pessoas importantes em minha formação cidadã, e a minha esposa e os dois filhos, minha inspiração para se chegar aos lugares mais altos do pódio através das batalhas vencidas diariamente.

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus superior, referência divina no qual tenho fé e crença e ao Mestre Gabriel, meu guia espiritual fundador do Centro Espírita Beneficente União do Vegetal, religião na qual sou sócio, caminho que me orienta a ser cada vez mais homem de bem, proporcionando a viver as boas condutas da vida, me lapidando a ser uma pessoa melhor e assim um dia chegar na casa do Pai Verdadeiro.

A Jeneildes Rodrigues da Silva Leite, minha esposa, pelo apoio e amor dado a mim em todos os momentos de nossas vidas.

Ao meu filho primogênito Cauã e o caçula Téo, no qual tenho um amor imensurável, me oportunizando a felicidade e a graça divina de ser pai.

Aos meus familiares, em especial ao meu pai (Manoel Leite) e minha mãe (Antônia) pelo carinho, amor, atenção e apoio.

A prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Leidjane pela orientação, incentivo, confiança, presteza, atenção, amizade e gentileza. Pessoa de uma característica humana extrema, demonstrada através do bom diálogo e carinho que transmite.

Ao meu amigo Ulisses, pelo convívio acadêmico no qual aprendi muito, sua amizade e respeito.

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação da Universidade Federal de Pernambuco.

A pessoa de Elizabeth Galdino, que sempre prontamente me atendeu nos serviços prestados pela secretaria do programa, além da copeira Dona Judite, ao oferecer seus bons cafés.

Ao Instituto Federal do Piauí, Campus Corrente, que me concedeu a liberação para qualificação docente através da realização da Pós-Graduação.

Por fim, sou grato a todos pelos momentos vividos nesse período de curso, aonde as boas amizades, o conhecimento e as experiências adquiridas são as bagagens mais valiosas quando se concretiza uma etapa da vida, através do esforço individual e auxílio coletivo.

## RESUMO

As imagens de satélites têm sido aplicadas para entender a dinâmica da urbanização, sendo úteis para abordar questões ambientais associadas as mudanças rápidas na cobertura da terra, mostrando as consequências e os efeitos decorrentes do uso e ocupação do solo. A presente pesquisa teve como objetivo utilizar as imagens orbitais através do cômputo dos índices espectrais e parâmetros biofísicos para analisar a dinâmica temporal da urbanização e temperatura superficial referente a uma área que compreende os municípios de Teresina-PI e Timon-MA, analisando os impactos acarretados por essas mudanças na escala temporal de 20 anos. Foram utilizadas as imagens do sensor TM Landsat-5 dos dias 07/10/1997 e 10/10/2004, e sensor OLI/TIRS Landsat-8 datadas em 25/10/2015 e 12/09/2017, em que nessas imagens foram extraídos os valores do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), Índice Construído pela Diferença Normalizada (NDBI), Temperatura da Superfície (Tsup) e Albedo da Superfície. Além disso, realizou-se a classificação supervisionada das imagens, possibilitando observar o crescimento urbano ao longo dos 20 anos, bem como ao utilizar os índices e parâmetros biofísicos. Diagnosticou-se alterações decorrentes do uso e ocupação do solo em diversas áreas do estudo, através dos valores dos índices e dos parâmetros biofísicos extraídos das imagens. Foi evidenciado a supressão vegetal em razão do crescimento urbano, principalmente nos limites das fronteiras nas zonas urbanas, mostrando o desaparecimento da vegetação devido a implantação de construções e áreas impermeabilizadas, que influenciou as características radioativas emitidas pela superfície diagnosticada através do albedo, e nas mudanças na temperatura da superfície. Os valores desses parâmetros foram ampliados nas áreas de intensificação urbana e de declínio da vegetação. Também foi possível observar a associação entre os índices e os parâmetros biofísicos, ressaltando as relações de causa e efeito entre as variáveis por meio da correlação positiva e negativa, proporcionando entender o aumento e o decréscimo dessas variáveis.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. Índices espectrais. Parâmetros biofísicos. Uso e cobertura do solo.

## ABSTRACT

Satellite images have been applied to understand the dynamics of urbanization and are useful to address environmental issues associated with rapid changes in land cover, showing the consequences and effects of land use and occupation. The present research had as objective to use the orbital images through the computation of the spectral indices and biophysical parameters to analyze the temporal dynamics of the urbanization and superficial temperature referring to an area that includes the municipalities of Teresina-PI and Timon-MA, analyzing the impacts caused by these changes in the time scale of 20 years. The images were used Landsat-5 TM sensor of days 07/10/1997 and 10/10/2004, and OLI/TIR sensor Landsat-8 dated in 25/10/2015 and 12/09/2017 were used, in which the values of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Constructed Index (NDBI), Surface Temperature (Tsup) and Surface Albedo were extracted. In addition, the supervised classification of the images was carried out, allowing to observe the urban growth over the 20 years, as well as using the biophysical indexes and parameters. It was diagnosed changes due to the use and occupation of the soil in several areas of the study, through index values and biophysical parameters extracted from the images. Was evidenced the vegetable suppression due to urban growth, mainly within the limits of the frontiers in urban areas, showing the disappearance of the vegetation due to deployment of buildings and waterproofed areas, which influenced the radiation emitted by the surface features diagnosed through the albedo, and the changes in surface temperature. The values of these parameters have been expanded in the areas of urban intensification and decline of vegetation. It was also possible to observe the association between the indices and the biophysical parameters, highlighting the cause and effect relationships between the variables through the positive and negative correlation, providing an understanding of the increase and decrease of these variables.

Keywords: Remote sensing. Spectral indexes. Biophysical parameters. Use and soil cover.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -	Assinatura espectral dos objetos.....	20
Figura 2 -	Valores do Albedo para os diferentes materiais.....	24
Figura 3 -	Efeito do albedo na temperatura superficial dos objetos.....	26
Figura 4 -	Representação da Ilha de Calor.....	27
Figura 5 -	Área do estudo.....	29
Figura 6 -	Crescimento da população nos municípios de Teresina e Timon (2000 – 2010).....	30
Figura 7 -	Localização da Estação de Superfície Terrestre.....	31
Figura 8 -	Médias mensais históricas (1997 – 2017).....	32
Figura 9 -	Etapas de processamento das imagens.....	36
Figura 10 -	Composição RGB das imagens para os pontos amostrais.....	46
Figura 11 -	Precipitação mensal e temperatura do ar média para os anos investigados.....	48
Figura 12 -	Precipitação acumulada dos meses antecedente a passagem dos satélites.....	49
Figura 13 -	Precipitação acumulada nos 5 dias antes de obtenção das imagens.....	50
Figura 14 -	Monitoramento dos focos de incêndio para o ano de 2015 na área do estudo.....	52
Figura 15 -	Imagem referente a composição colorida RGB (Coluna A) de 25/10/2015 com alguns focos de incêndio identificados e demonstração desses focos por meio da classificação (ColunaB).....	53
Figura 16 -	Imagem com a composição colorida RGB (Coluna A) de 12/09/2017 com as regiões antes caracterizadas pelos focos de incêndios em 2015, e sua classificação no ano de 2017 (Coluna B).....	54
Figura 17 -	Carta da classificação supervisionada de uso e ocupação do solo na área do estudo para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).....	56

Figura 18 -	Albedo da superfície para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).....	61
Figura 19 -	NDVI para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).....	64
Figura 20 -	Tsup para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).....	67
Figura 21 -	NDBI para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).....	71
Figura 22 -	Situação de cobertura do solo comparando o NDVI 1997 x NDBI 2017.....	74
Figura 23 -	Situação de cobertura do solo comparando o Albedo 1997 x Albedo 2017.....	76
Figura 24 -	Situação de cobertura do solo comparando a Tsup 1997 x Tsup 2017.....	79
Figura 25 -	Transectos lineares.....	81
Figura 26 -	Representação do transecto linear 1 para a imagem de 07/10/1997.....	82
Figura 27 -	Representação do transecto linear 1 para a imagem de 10/10/2004.....	83
Figura 28 -	Representação do transecto linear 1 para a imagem de 25/10/2015.....	85
Figura 29 -	Representação do transecto linear 1 para a imagem de 12/09/2017.....	86
Figura 30 -	Representação do transecto linear 2 para a imagem de 07/10/1997.....	87
Figura 31 -	Representação do transecto linear 2 para a imagem de 10/10/2004.....	88
Figura 32 -	Representação do transecto linear 2 para a imagem de 25/10/2015.....	89
Figura 33 -	Representação do transecto linear 2 para a imagem de 12/09/2017.....	90
Figura 34 -	Representação do transecto linear 3 para a imagem de 07/10/1997.....	92
Figura 35 -	Representação do transecto linear 3 para a imagem de 10/10/2004.....	93
Figura 36 -	Representação do transecto linear 3 para a imagem de 25/10/2015.....	94

Figura 37 -	Representação do transecto linear 3 para a imagem de 12/09/2017.....	95
Figura 38 -	Estrutura construída e identificada.....	96

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Valores do Albedo das várias superfícies terrestres.....	23
Tabela 2 -	Dados das imagens e meteorológicos usados no estudo.....	33
Tabela 3 -	Características do sensor TM Landsat 5.....	33
Tabela 4 -	Características do sensor OLI/TIRS Landsat 8.....	34
Tabela 5 -	Coeficientes de calibração para o TM.....	37
Tabela 6 -	Fatores de redimensionamento da imagem de 25/10/2015.....	37
Tabela 7 -	Fatores de redimensionamento da imagem de 12/09/2017.....	38
Tabela 8 -	Valores da Estatística Kappa.....	45
Tabela 9 -	Coeficiente de correlação estatístico de Pearson ( $r$ ).....	46
Tabela 10 -	Quantificação das classes de uso e ocupação do solo na área do estudo.....	51
Tabela 11 -	Valores estatísticos da imagem para o Albedo da Superfície.....	60
Tabela 12 -	Valores estatísticos da imagem para o NDVI.....	63
Tabela 13 -	Valores estatísticos da imagem para a Tsup.....	66
Tabela 14 -	Valores estatísticos da imagem para o NDBI.....	70
Tabela 15 -	Pontos amostrais na área do estudo com os valores das coordenadas .....	73
Tabela 16 -	Matriz de correlação da imagem de 1997.....	97
Tabela 17 -	Matriz de correlação da imagem de 2004.....	97
Tabela 18 -	Matriz de correlação da imagem de 2015.....	97
Tabela 19 -	Matriz de correlação da imagem de 2017.....	98

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

DSA	Dia sequencial do ano
EPA	Agência de Proteção Ambiental
IAF	Índice de Área Foliar
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
NDBI	Normalized Difference Built-up Index
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
OLI	Operational Land Imager
SPRING	Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas
SR	Sensoriamento Remoto
RIDE	Rede Integrada de Desenvolvimento da Grande Teresina
Tar	Temperatura do ar
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
Tsup	Temperatura da superfície
UR	Umidade relative do ar
USGS	United States Geological Survey

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>15</b>
1.1	OBJETIVOS DA PESQUISA .....	18
1.1.1	<b>Objetivo Geral.....</b>	<b>18</b>
1.1.2	<b>Objetivos Específicos .....</b>	<b>18</b>
<b>2</b>	<b>EMBASAMENTO TEÓRICO.....</b>	<b>19</b>
2.1	ANÁLISES DAS MUDANÇAS ESPAÇO TEMPORAL NO USO E COBERTURA DO SOLO POR SENSORIAMENTO REMOTO.....	19
2.2	ÍNDICES URBANOS E DE VEGETAÇÃO.....	21
2.3	ALBEDO DA SUPERFÍCIE.....	23
2.4	TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE .....	26
<b>3</b>	<b>MATERIAL E MÉTODOS.....</b>	<b>29</b>
3.1	ÁREA DE ESTUDO.....	29
3.2	PRODUTOS LANDSAT.....	32
3.3	SENSOR TM.....	33
3.4	SENSOR OLI/TIRS .....	34
3.5	ETAPAS DE PROCESSAMENTO DAS IMAGENS .....	35
3.5.1	<b>Calibração Radiométrica.....</b>	<b>36</b>
3.5.2	<b>Reflectância .....</b>	<b>38</b>
3.5.3	<b>Albedo planetário (<math>\alpha_{toa}</math>) .....</b>	<b>39</b>
3.5.4	<b>Transmissividade Atmosférica.....</b>	<b>39</b>
3.5.5	<b>Albedo da Superfície (<math>\alpha</math>).....</b>	<b>40</b>
3.5.6	<b>Índices de Vegetação.....</b>	<b>40</b>
3.5.7	<b>Temperatura da Superfície (<math>T_{sup}</math>).....</b>	<b>41</b>
3.3.5	<b>Índice Construído pela Diferença Normalizada (NDBI).....</b>	<b>42</b>
3.6	CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA, MATRIZ DE ERROS E ÍNDICE KAPPA.....	43
3.7	ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	45
3.8	VALIDAÇÃO E ANÁLISE DA SENSIBILIDADE DOS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS.....	46
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>48</b>
4.1	CONDIÇÃO METEOROLÓGICA NA ÁREA DO ESTUDO.....	48

4.2	CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS PARA ANÁLISE DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO.....	50
4.3	ANÁLISE DA MATRIZ DE CONFUSÃO E ESTATÍSTICA KAPPA.....	57
4.4	CÔMPUTO DOS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS.....	60
4.4.1	<b>Análise do Albedo da Superfície.....</b>	<b>60</b>
4.4.2	<b>Análise do Índice de Vegetação NDVI.....</b>	<b>63</b>
4.4.3	<b>Análise da Temperatura da Superfície (Tsup).....</b>	<b>66</b>
4.4.4	<b>Análise do Índice de Construção NDBI.....</b>	<b>70</b>
4.5	MODIFICAÇÃO DOS PADRÕES DE USO E COBERTURA DO SOLO E SUA RELAÇÃO COM OS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS.....	73
4.5.1	<b>Validação das imagens de NDVI e NDBI.....</b>	<b>73</b>
4.5.2	<b>Validação das imagens de Albedo.....</b>	<b>76</b>
4.5.3	<b>Validação das imagens da Temperatura da Superfície.....</b>	<b>79</b>
4.6	ANÁLISE DA SENSIBILIDADE ENTRE OS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS.....	81
4.7	CORRELAÇÃO ENTRE OS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS.....	97
5	<b>CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>100</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>102</b>

## 1 INTRODUÇÃO

As áreas urbanas são povoadas por mais de 54% das pessoas no mundo, tendo um aumento previsto para mais de 2 bilhões até 2050, correspondendo a 66% da população mundial que viverá nessas áreas (ONU, 2015).

No Brasil os dados apontam que a população é predominantemente urbana, representando um percentual de 84,4% da população total do país que vivem nas áreas urbanas (IBGE, 2010).

Segundo Zanella & Moura (2013), a urbanização é ocasionada pela interação antrópica com o meio urbano, espaço onde se verifica as mudanças globais contemporâneas devido ao crescimento da população nessas áreas.

As áreas urbanas é onde se manifestam de modo mais agudo os problemas de ordem ambiental, tais como surgimento de ilhas de calor, alteração da micro temperatura em escala local e regional, escoamento superficial elevado, aumento no número de enchentes, transportes de poluentes, redução da qualidade das águas e fragmentação dos ciclos ecológicos, problemas estes que são oriundos das mudanças de uso e ocupação do solo, impulsionada pela expansão urbana concomitantemente com crescimento populacional (SENANAYAKE *et al.*, 2013; ESTOQUE *et al.*, 2017).

As atividades humanas resultantes do processo de uso e ocupação do solo, como a retirada da cobertura vegetal para a impermeabilização da superfície, introdução de asfalto, construção de edifícios, indústrias e estradas, causam a modificação do equilíbrio da energia superficial, tendo como efeito, a alteração nas propriedades de absorção e reflexão da superfície para a radiação solar, alteração nas taxas de evaporação e refletividade do albedo (OKE, 1987; MALLICK *et al.*, 2008; BONAFONI *et al.*, 2017).

Os impactos resultantes das atividades humanas têm atraído maior atenção de muitos pesquisadores, onde a aplicação da tecnologia do Sensoriamento Remoto (SR) através de sensores a bordo de satélites que captam a energia eletro magnética proveniente dos alvos existentes na superfície terrestre, tornou-se mais eficaz e propício de observar esses impactos e as alterações ocorridas na superfície (JENSEN, 2011; ANJOS, 2016).

As mudanças no uso da terra promovida pela urbanização, são questões que vem atualmente causando uma séria preocupação aos cientistas e planejadores urbanos, devido o desenvolvimento rápido juntamente com a ausência do

planejamento, fazendo com que nessa perspectiva, a importância do monitoramento em relação as mudanças do crescimento territorial das cidades, promovendo melhor seu gerenciamento de recursos (CHANDRA *et al.*, 2018).

Para tal, o SR tem se tornado uma importante ferramenta empregada de maneira ágil e satisfatória na avaliação espaço-temporal do processo dinâmico do uso e cobertura da terra em várias regiões do mundo, possibilitando obter para diferentes escalas o mapeamento da superfície terrestre e extrair os parâmetros fundamentais que variam de acordo com o tipo de alvo que a radiação incide, com resolução temporal compatível a dinâmica espacial.

Assim, o SR destaca-se na aquisição de dados consistentes e contínuos para estudar o processo de dinâmica do uso do solo, devido à sua capacidade de realizar observações simultâneas em larga escala e obter informações atualizadas e periódicas, no qual métodos baseados em índices espectrais e extração de parâmetros biofísicos, permitem o monitoramento das mudanças na superfície, possibilitando a disponibilidade de informações que proporcionem investigar as consequências provenientes destes processos de alteração da superfície em diferentes escalas espaço-temporal (LI & CHEN, 2018).

Dentre os métodos utilizados para monitoramento das mudanças na superfície, destaca-se o Índice Construído pela Diferença Normalizada (NDBI), utilizado no mapeamento rápido de áreas construídas e solo exposto, como também o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) que realça a vegetação verde e sadia, e quando relacionado ambos, possibilita a verificação do crescimento urbano em detrimento a cobertura vegetal (LOMBARDO, 1985; ZHA *et al.*, 2003; ZHAO *et al.*, 2005, CHANDRA *et al.*, 2018). Também, existe o Albedo da Superfície e a Temperatura da Superfície (Tsup), que são parâmetros biofísicos para obtenção de características em relação as alterações da superfície terrestre, possibilitando observar a variação temporal do grau de refletividade da radiação solar na superfície, bem como a mudança da temperatura superficial, relacionando com as condições do uso e cobertura da terra (ZHANG, 2009; AS-SYAKUR *et al.*, 2012; LI *et al.*, 2017).

Devido a agilidade, satisfação nos resultados e baixo custo operacional que a tecnologia do SR oferece ao realizar análises das mudanças espaços-temporais em ambientes urbanos e rurais, essa tecnologia é importante no subsídio ao planejamento urbano e ambiental, servindo como indicadores no desenvolvimento urbano e da qualidade ambiental, revelando o grau de uso e ocupação do solo de uma cidade e

suas consequências na modificação do ambiente (OLIVEIRA, 2012; BHANDARIE *et al.*, 2012; LI *et al.*, 2017).

Liu (2007) discorre que técnicas de SR utilizando as características espectrais, espaciais e temporais dos dados adquiridos via satélite, permitem uma análise minuciosa em estudos de população, qualidade de moradia, uso inadequado do solo, conservação de energia e invasão de terra, fornecendo informações eficientes para adequação do planejamento na expansão urbana.

Nesse sentido, na presente pesquisa será utilizado dados de SR referente as imagens orbitais do Landsat- 5 sensor TM e Landsat-8 sensor OLI/TIRS, possuindo média resolução espacial, adequada para o tamanho da área do estudo, como também por apresentar as bandas de características com resposta espectral adequadas na verificação dos índices e parâmetros biofísicos aplicados, tendo como área do estudo as regiões dos municípios de Teresina-PI e Timon-MA, haja vista que os municípios vem se expandindo devido a ascensão do uso e ocupação do solo, perdendo parte de sua vegetação, condição importante na promoção de sombreamento, conforto térmico e manutenção da umidade relativa do ar, em substituição ao incremento de ruas asfaltadas, construção de novos empreendimentos imobiliários e projetos habitacionais (FEITOSA *et. al.*, 2011).

Além disso, a importância da pesquisa na área do estudo deve-se ao aumento do contingente populacional desses municípios nos últimos 20 anos, que favoreceu a intensificação urbana através das atividades de ocupação do uso do solo, no qual Teresina destaca-se por ser o município mais populoso do Piauí com população estimada de 861,442 habitantes, enquanto que o município maranhense é o quarto mais populoso do Maranhão com estimativa de 167,973 habitantes, para o ano de 2018 nesses municípios, segundo o último Censo Demográfico do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE,2010).

## **1.1 OBJETIVOS DA PESQUISA**

Abaixo segue o objetivo geral e específico em relação a pesquisa.

### **1.1.1 Objetivo Geral**

Analisar a influência nas mudanças do comportamento térmico superficial através das imagens orbitais nas regiões dos municípios de Teresina-PI e Timon-MA.

### **1.1.2 Objetivos Específicos**

- Averiguar o crescimento da malha urbana no intervalo de 20 anos (1997 a 2017) por meio do Sensoriamento Remoto;
- Monitorar a evolução espaço temporal do uso e cobertura do solo entre 1997 a 2017 utilizando os índices espectrais;
- Investigar as mudanças nas características da superfície através dos valores fornecidos pelo NDVI, NDBI, Albedo e Temperatura da Superfície (Tsup);
- Examinar a relação de dependência entre os Índices espectrais e os Parâmetros biofísicos através da interpretação dos coeficientes de correlação.

## 2 EMBASAMENTO TEÓRICO

O processo de urbanização é um dos principais resultados oriundos das mudanças sobre o uso e ocupação do solo, na qual as interações e atividades humanas executadas no meio natural transforma o ambiente em superfícies construídas, modificando significativamente o clima e causando o aumento da temperatura superficial, acarretando em desconforto térmico e alteração nos ciclos naturais de evapotranspiração.

A industrialização e a comercialização estão dentre as atividades humanas que impulsiona a urbanização, resultando no crescimento rápido da população urbana, e consequentemente favorecendo mudanças no uso e cobertura do solo (SILVA *et al.*, 2011; OLIVEIRA, 2012).

### 2.1 ANÁLISES DAS MUDANÇAS ESPAÇO TEMPORAL NO USO E COBERTURA DO SOLO POR SENSORIAMENTO REMOTO

Jesus (2010), destaca que as mudanças da superfície terrestre vêm sendo potencializadas historicamente pelas ações antrópicas, tornando-se cada vez mais participativo no processo de alteração do uso e cobertura do solo, destacando as atividades de impermeabilização do solo e canalização do escoamento superficial. Além disso, as mudanças no uso e cobertura do solo são executadas através da supressão vegetal, resultando na diminuição de áreas verdes, e criando alteração na atmosfera local, modificando consequentemente a temperatura, os níveis de reflexão do calor e a umidade relativa do ar (ACEVEDO, 1999).

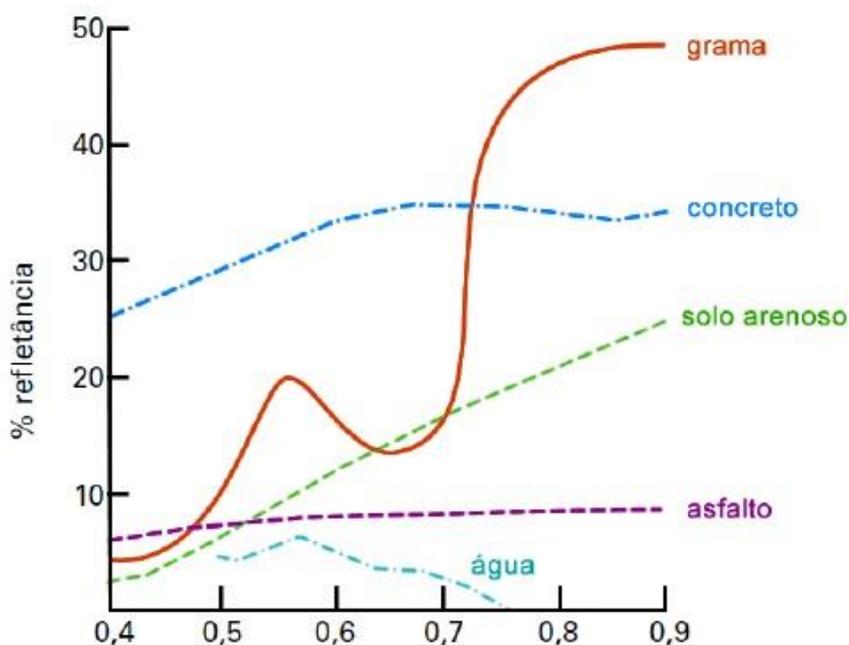
O uso e cobertura do solo possui três conceitos fundamentais baseado em seus termos, no qual o que diz respeito às alterações essencialmente antrópicas na superfície, é o “uso”. O termo “cobertura”, é ligado aos atributos físicos da superfície, como geologia, geomorfologia e cobertura vegetal, entre outros. Por fim, o termo “solo” é associado a camada superficial da Terra propicia para o desenvolvimento dos vegetais, resultante da decomposição da rocha por meio do intemperismo (NAGENDRA *et al.*, 2004).

Antunes (2012), afirmou que através do Sensoriamento Remoto (SR) é possível determinar os padrões espaciais e temporais dos distintos usos e cobertura do solo

por meio da resposta espectral dos alvos, como também o conhecimento de parâmetros biofísicos ligados aos fenômenos meteorológicos e climáticos, permitindo assim, conhecer as consequências em virtude das mudanças espaciais do ambiente.

Bhandarie *et al.* (2012), explicam que os objetos da superfície terrestre têm diferentes respostas espectrais nas regiões das bandas em imagens de SR, em que através da combinação dessas bandas, é possível destacar as feições espacialmente distribuídas nas imagens e entender a dinâmica do ambiente (Figura 1).

Figura 1 – Assinatura espectral dos objetos.



Fonte: Adaptada de JENSEN (1985).

Deste modo, a disponibilidade de produtos de satélites imageadores para diferentes escalas e resoluções, permitem o uso de várias metodologias desenvolvidas para avaliar as mudanças na cobertura do solo, sendo aplicadas em diversas pesquisas, permitindo o gerenciamento do espaço geográfico global ou local, mostrando as situações de preocupação ambiental (IBGE, 2006).

O SR é considerado uma ferramenta acessível e eficaz para a análise dos efeitos do uso e cobertura da terra, sendo essencial no apoio a tomada de decisão em diversas áreas do conhecimento (RAHMAN *et al.*, 2016; DEEP & SAKLANI, 2014).

Pesquisas realizadas em todo mundo, tem mostrado estágios de degradação terrestre e mudança climática em dimensão regional e global por meio das imagens orbitais, na qual a aplicação de diferentes métodos como os índices urbanos, de vegetação, temperatura da superfície e albedo, possibilitaram a extração de

informações importantes para avaliar as alterações em decorrência do uso do solo nos ambientes de áreas urbanas ao longo dos anos (LOMBARDO, 1985; PIELKE *et al.*, 2002; XIONG *et al.*, 2012; RANAGALAGE *et al.*, 2017).

A detecção e o mapeamento de mudanças espaciais de uso e cobertura do solo tornam-se uma importante ferramenta para gestão, planejamento, ordenação e monitoramento da dinâmica do ambiente, possibilitando realizar a interligação do mapeamento de uso e cobertura do solo com diversos outros produtos obtidos através do sensoriamento remoto e associa-las ao conhecimento das condições meteorológicas e climáticas, sendo essas importantes variáveis que favorecem também a investigação das mudanças espaciais no uso e cobertura da terra (COSTA, 2012; OLIVEIRA, 2012).

## 2.2 ÍNDICES URBANO E DE VEGETAÇÃO

A combinação das bandas de imagens de satélite propicia o cômputo de inúmeros índices espectrais aplicando dados de SR, como por exemplo o NDVI, IAF e NDBI. Dentre os inúmeros índices usados, destaca-se o Índice de Vegetação NDVI, tendo a característica de analisar as variações espaciais e temporais na alteração da vegetação (ROUSE *et al.*, 1973).

Além do índice de vegetação NDVI, existe o Índice Urbano NDBI (ZHA *et al.*, 2003), no qual é comumente utilizado para o mapeamento rápido de áreas construídas e de superfícies impermeáveis, proporcionando o conhecimento em relação ao crescimento urbano influenciado pelas atividades de uso e ocupação do solo (ASSYAKUR, 2012).

Como esses índices trabalham com as bandas espectrais das imagens, no NDVI, a absorção da radiação é dada na região espectral do vermelho, pela clorofila da planta e a reflectância da radiação pelas folhas das plantas na região espectral do infravermelho próximo, servindo ambas as bandas como indicador do total de vegetação (LIU & HUETE, 1995).

O índice NDBI, por sua vez, foi desenvolvido por Zha *et al.* (2003), seu comportamento espectral de menor reflectância da radiação é registrada na região espectral do infravermelho próximo, enquanto que na banda do infravermelho médio, a refletância da radiação é maior para os alvos de áreas construídas e solo exposto, sendo propícios no mapeamento e quantificação da expansão urbana, no entanto,

devido a semelhança espectral desses alvos, ambos podem ser confundidos no momento do cômputo do NDBI.

Zhang *et al.* (2009) afirmaram que os índices espectrais NDVI e NDBI, quando correlacionados, permitem um exame detalhado das mudanças no uso e cobertura da terra, proporcionando ampliar as análises do conhecimento em relação ao crescimento urbano influenciado pelas atividades antrópicas, a exemplo dos estudos de Sharma *et al.* (2012), ao verificarem a expansão urbana e conseqüentemente a diminuição da cobertura vegetal por conta do intenso processo de industrialização em Surat, Índia, alterando dessa forma, os parâmetros biofísicos e influenciando o desenvolvimento de ilhas de calor e degradação da saúde ambiental.

Ranagalage *et al.* (2017), por sua vez, verificaram os padrões e as mudanças temporais devido ao incremento de superfícies impermeáveis associada a dinâmica da urbanização, encontrando indícios de intensificação dos efeitos da Ilha de Calor relacionada a rápida urbanização e o aumento da perda de vegetação, condição importante no aumento da umidade do ar e amenização do microclima para adequação do comportamento térmico urbano. Outra consequência do adensamento urbano deu-se devido a menor infiltração das águas pluviais, provocada pela impermeabilização de grandes áreas, contribuindo para ocorrência de enchentes, principalmente em períodos de maior precipitação.

Lu *et al.* (2015) usaram os índices urbanos e de vegetação para avaliar a dinâmica de expansão urbana com as características térmicas superficial correspondentes na cidade de Shenyang, China, na qual os resultados evidenciaram que as áreas vegetadas foram suprimidas em substituição a urbanização, em que a maior porcentagem das superfícies impermeáveis associa-se ao efeito de uma temperatura superficial mais alta.

Pesquisa de Oliveira (2012) no município de Recife-PE, indicaram outros efeitos no uso e ocupação do solo quando relacionado a retirada da vegetação influenciada pela urbanização, destacando as alterações no movimento do ar e na superfície, modificações no gradiente de radiação urbana que influencia a elevação da temperatura do ar em relação ao seu entorno e as alterações no balanço de energia disponível.

A aplicação dos índices espectrais através do SR no mapeamento e monitoramento da dinâmica espaço-temporal no uso e cobertura da terra vem oferecer informações relevantes para o entendimento dessas mudanças, resultando em

alternativa para o conhecimento das atividades antrópicas associadas a essas alterações, bem como as suas consequências, ao longo da variabilidade espacial e temporal, subsidiando dessa forma, a área do planejamento urbano e ambiental (BHANDARIE *et al.*, 2012).

### 2.3 ALBEDO DA SUPERFÍCIE

O Albedo da Superfície ( $\alpha$ ) é comumente dado em porcentagem, sendo definido como a refletância da radiação solar pela superfície terrestre, cobrindo a faixa do comprimento de onda do visível ao infravermelho (refletividade da superfície no domínio 0,3  $\mu\text{m}$  – 4,0  $\mu\text{m}$ ), consistindo na capacidade que os corpos possuem de refletirem a radiação solar variando seus valores de acordo com a cor, textura, rugosidade e propriedades físicas e químicas que o corpo apresenta (LIU, 2007; MENDONÇA & DANNI-OLIVEIRA, 2007).

Oke (1987), comenta que o albedo na superfície terrestre será máximo nos corpos brancos e mínimos nos corpos pretos, variando seu percentual de refletividade da radiação solar dependendo da vegetação, minerais e propriedades físicas e químicas do solo, como mostra a Tabela 1 para as diferentes coberturas da superfície.

Tabela 1 – Valores do Albedo das várias superfícies terrestres.

<b>Superfície</b>	<b>Albedo (%)</b>	<b>Superfície</b>	<b>Albedo (%)</b>
Neves	50 – 70	Rochas	20 - 35
Gelo	50 – 70	Solo seco	7 - 20
Água (ângulo zenital pequeno)	6 – 40	Solo úmido	5 - 8
Água (ângulo zenital maior)	2 - 4	Asfaltos	5 – 20
Floresta conífera	5 – 15	Áreas urbanas	10 – 27
Floresta tropical úmida	7 - 15	Concreto	10 – 35
Campos naturais	3 – 15	Telhados	8 – 18

Fonte: Adaptada de OKE (1987).

Ao ser captado pelos sensores dos satélites, o Albedo da superfície é afetado pelas interferências atmosféricas e propriedades da superfície terrestre, exigindo que modelos de calibração sejam realizados para obtenção de resultados corrigidos desse parâmetro biofísico (OLIVEIRA, 2012).

O Albedo é um parâmetro que afeta o clima da Terra, no qual sua elevação reduz a absorção da radiação solar na superfície terrestre, já que a maior parte é

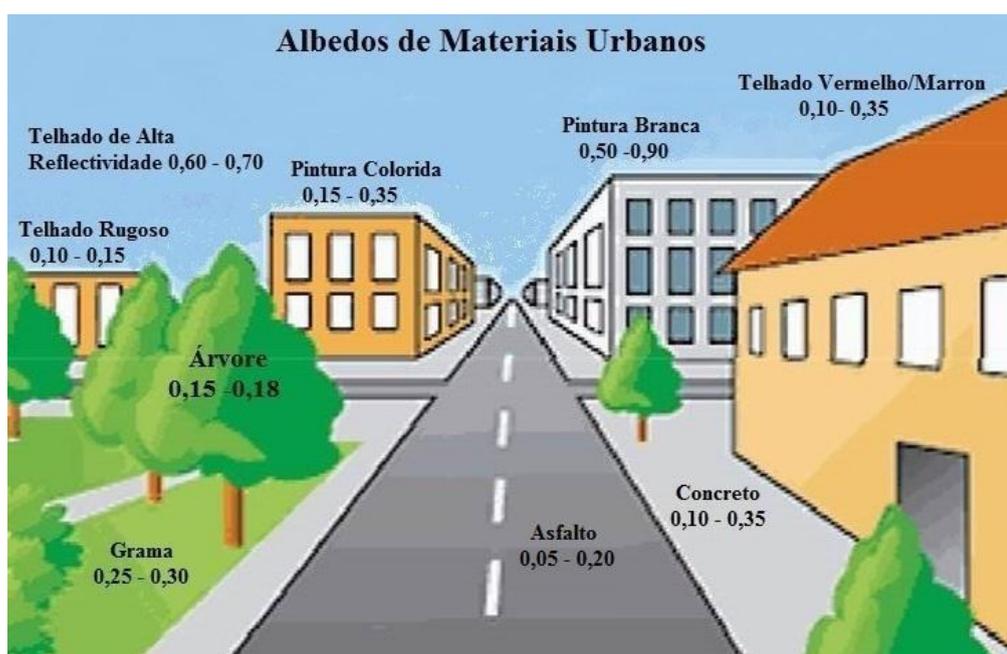
refletida, como acontece nas áreas de solo exposto. Ainda, esse parâmetro é decorrente pelo aumento da umidade do solo e da densidade da vegetação, favorecendo baixas taxas de reflexão da radiação e amenização do clima local (AKBARI et al., 2009; MENON *et al.*, 2010; SAILOR *et al.*, 1995).

Segundo Blad & Baker (1972), o albedo varia em função da posição do Sol, estágio de desenvolvimento da planta, grau de cobertura do solo, umidade do solo e do ar e, grau de cobertura de nuvens, constituindo-se assim como um parâmetro importante no estudo de mudanças climáticas, desertificação, queimadas e impactos ambientais.

Além disso, a urbanização é um outro processo que ocasiona variações considerável no albedo, em razão da alteração da cobertura na superfície terrestre decorrentes de atividades humanas, registrando percentuais elevados desse parâmetro, contribuindo para o surgimento de diversos impactos na influência das mudanças climáticas (HAMID & SCHAYES, 2008; ALVES *et al.*, 2017; SILVA *et al.*, 2017; TANG *et al.*, 2018).

O efeito da urbanização na influência do Albedo da superfície é caracterizado através dos diversos materiais que compõem as áreas urbanizadas (Figura 2), apresentando distintos graus de reflexão em virtude das diferentes propriedades físicas que compõem esses materiais utilizados na expansão das malhas urbanas, em virtude das diversas formas de uso e ocupação do solo (LOMBARDO, 1985).

Figura 2 – Valores do Albedo para os diferentes materiais.



Fonte: Adaptada de HUANG *et al.* (2008).

Observa-se que os materiais urbanos com maiores valores de albedo correspondem aos mais claros como os concretos (0,10 - 0,35); pintura branca (0,50 - 0,90) e os telhados de alta reflexão (normalmente de folha de amianto), variando entre 0,60 a 0,70, e absorvendo menos energia térmica através das propriedades que os compõem.

Entretanto, nas áreas com presença de vegetação, a exemplo das das árvores (0,15 - 0,18) e grama (0,25 - 0,30), a reflexão é baixa, caracterizando a absorção de muita radiação solar, por conta da energia absorvida pela vegetação que é empregada para produção de clorofila e eliminada sob forma de evapotranspiração (MOREIRA, 2009).

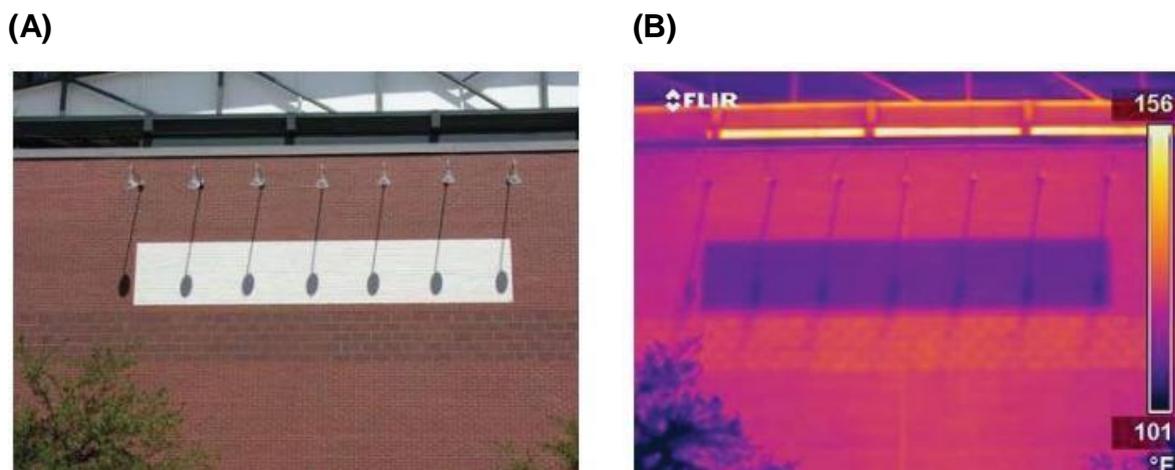
Deste modo, ao atingir a superfície e encontrar diferentes materiais, a parcela refletida da radiação solar (Albedo) dependerá das propriedades físico-químicas desses materiais, indicando a quantidade de radiação solar refletida e geração de calor, em que a urbanização surgida através das atividades humanas de uso e ocupação do solo contribuem significativamente nos diferentes valores de albedo de uma região (LIU,2007).

Compreender a dinâmica espaço-temporal da urbanização acompanhado com a variação do albedo em ambientes urbanos, é significativo para estudos futuros sobre mudanças climáticas e entender as diferenças no Albedo da superfície via fatores dominantes que interferem nas alterações do clima urbano, como a exemplo das temperaturas, fornecendo uma base de dados científicos para o desenvolvimento de políticas de conservação de energia urbana (OLIVEIRA *et al.*, 2015).

Nesse sentido, em estudo realizado pela Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos - EPA, concluiu que o albedo pode influenciar significativamente o aquecimento superficial de uma determinada área, contribuindo para modificações no clima local, como pode ser observado na Figura 3, mostrando o efeito do albedo no comportamento da temperatura superficial (EPA, 2008).

A área com a faixa branca (Figura 3A), apresenta altos valores de albedo, notando-se que nessa mesma área, ao verificar o comportamento térmico superficial (Figura 3B), a região na parede tijolo apresenta cerca de 5-0°F (3-5°C) com temperaturas mais amenas em relação a área mais escura, na qual compreende a parede de tijolo (EPA, 2008).

Figura 3 – Efeito do Albedo na temperatura superficial dos objetos.



Fonte: Adaptada de EPA (2008).

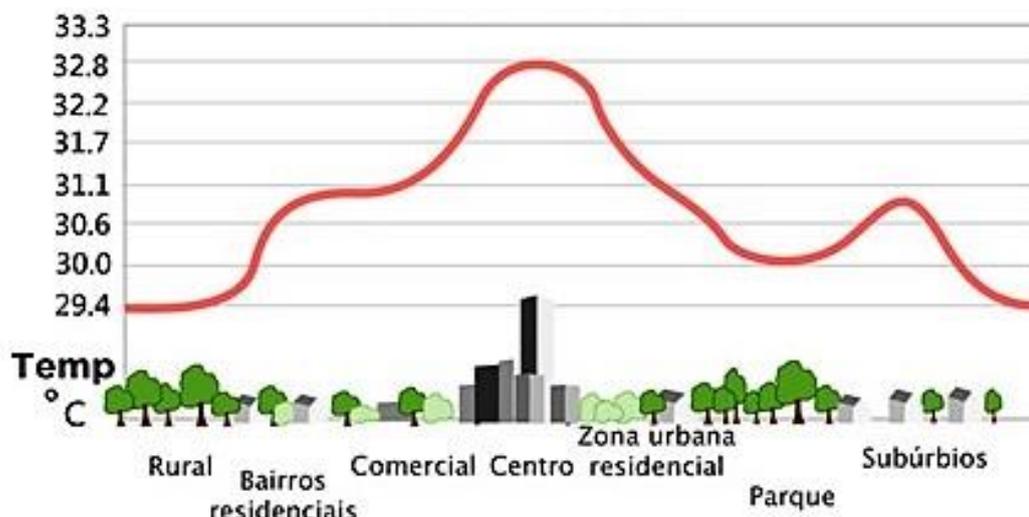
## 2.4 TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE

A Temperatura da Superfície ( $T_{sup}$ ) está ligada à estimativa dos fluxos de radiação de onda longa emitida diretamente para atmosfera, na qual essa está envolvida no balanço de energia, evapotranspiração e processos de desertificação, sendo importante nas aplicações de indicador da degradação terrestre e mudança climática, monitoramento da vegetação, variabilidade térmica superficial, planejamento do clima urbano, relacionando ao conforto térmico e previsão de modelos climáticos globais e regionais (MOREIRA, 2007; OLIVEIRA *et al.*, 2012).

Chen *et al.* (2006) argumentaram que a  $T_{sup}$  é modificada através das interações humanas com os ambientes naturais e urbanos, influenciado pelas atividades de uso e cobertura da terra na disposição da temperatura superficial desses ambientes, acarretando no surgimento de ilhas de calor.

O fenômeno ilha de calor (Figura 4) se caracteriza a partir da elevação da temperatura de uma área urbana se comparada com as áreas periféricas e zona rural, sendo esse fenômeno intimamente relacionado com as transformações que ocorrem na superfície urbana, na qual a ocorrência de grandes mudanças espaciais nas áreas urbanas, como a diminuição da cobertura vegetal e a impermeabilização de grandes áreas, acarretam em impactos significativos, a exemplo do desconforto térmico, aumento da temperatura do ar, problemas de saúde e modificação no balanço de energia dos sistemas ambientais (LOMBARDO, 1985; GARTLAND, 2010).

Figura 4 – Representação da Ilha de Calor.



Fonte: Adaptada de MARCOS e DIAMANTINO (2006).

Segundo Fialho (2009), existem três diferentes ilhas de calor, denominadas de ilha de calor atmosférica, vertical e de superfície, nas quais as mesmas se distinguem pelo fato de serem empregados na análise do fenômeno métodos de observação e estrutura espacial distintas, permitindo assim, analisar as ilhas de calor de diferentes formas, como a exemplo das Ilhas de calor de superfícies, objeto de análise nesse estudo, em que essas estão em contato com a atmosfera urbana inferior, possibilitando na análise como ferramenta principal o uso de sensoriamento remoto por meio de imagens termais.

Assim, os avanços tecnológicos na área de SR através da construção de modernos e sofisticados sistemas sensores capazes de gerar imagens em diferentes resoluções espaciais, espectrais e radiométricas, proporcionou o surgimento de sensores com canais no espectro do infravermelho termal, permitindo estimar a  $T_{sup}$ , um parâmetro relevante nos processos físicos à superfície terrestre em escala regional e global (LOMBARDO, 1985).

A introdução da banda do infravermelho termal nos sensores orbitais para estimar a  $T_{sup}$  tem sido tema de várias pesquisas científicas, nas quais observaram os efeitos e as consequências por conta do crescimento do campo térmico superficial associada a intensidade da urbanização, dentre os quais é destacado o surgimento das ilhas de calor, desconforto térmico e alteração no balanço de energia (XIONG *et al.*, 2012; MEIRELLES *et al.*, 2014; GUHA *et al.*, 2018; ZHAO *et al.* 2018).

Oke e Voogt (2003) afirmaram que o surgimento de sensores termais, tornou acessível as possibilidades de obtenção das temperaturas da superfície, identificação

de ilhas de calor, bem como a compreensão de suas combinações com os arranjos urbanos, gerando assim, informações relevantes ao suporte nas aplicações na meteorologia, climatologia, geografia, planejamento urbano e estudos dos recursos naturais.

Gartland (2010), destacou a vantagem da utilização de dados de SR para análise das temperaturas superficiais, pois esses dados proporcionaram a visibilidade panorâmica das temperaturas em extensas áreas, como também a realização de uma análise espaço-temporal que permitam o conhecimento de informações sobre os efeitos de causa na modificação da  $T_{sup}$ , bem como suas consequências e verificação do desenvolvimento e origem das ilhas de calor da superfície.

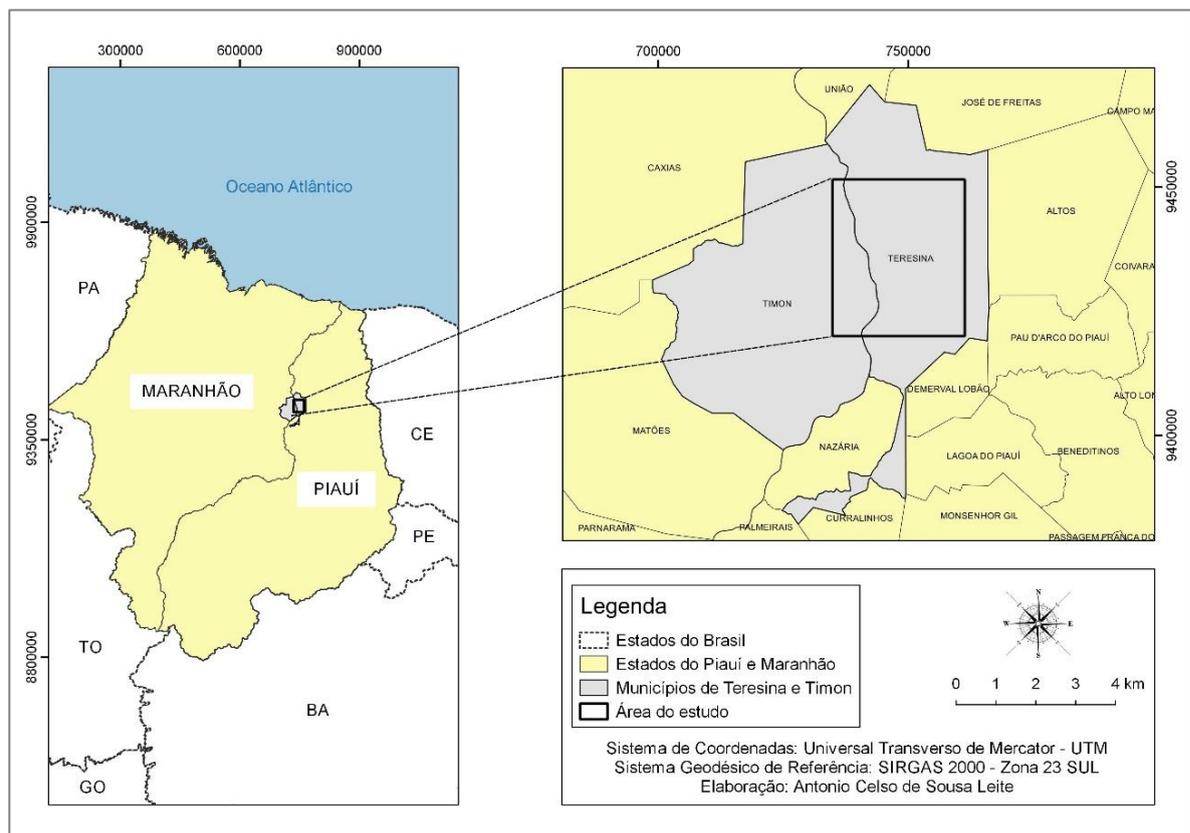
### 3 MATERIAL E MÉTODOS

Esse item aborda os procedimentos relativos a realização da classificação e processamento dos índices e parâmetros biofísicos usando as imagens orbitais, como também o método de análise estatística empregado.

#### 3.1 ÁREA DO ESTUDO

A área do estudo compreende o retângulo (Figura 5) que abrange os municípios de Teresina, localizado no estado do Piauí, e Timon, que pertence ao estado do Maranhão.

Figura 5 – Área do estudo.



Fonte: O autor (2018).

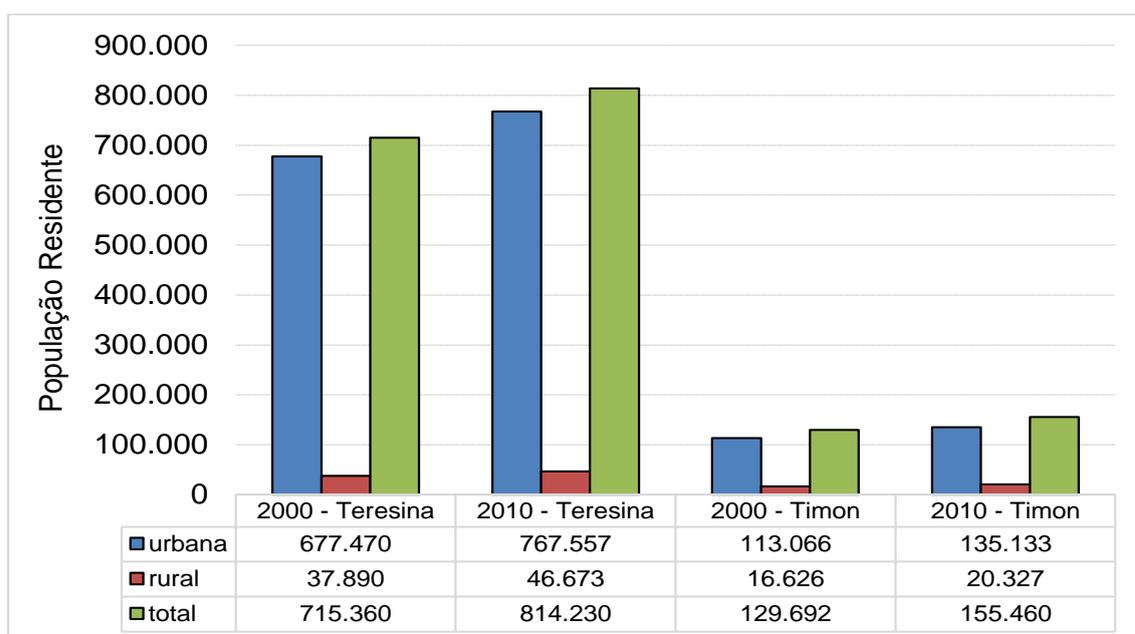
A cidade de Teresina é a capital do estado do Piauí, com uma área territorial aproximada de 1.391,981 km<sup>2</sup>. Destaca-se economicamente no setor comercial e de prestação de serviços, detendo 76,37% da economia municipal, apresentando o primeiro lugar dentre as cinco maiores economias do estado (IBGE, 2015; CEPRO, 2015).

A cidade maranhense de Timon tem aproximadamente 1.764,612 km<sup>2</sup> de território, destacando-se economicamente na agricultura de subsistência, pequenos negócios, turismo e culinária, tornando-a entre as dez maiores economias no estado, inserida dentro da Rede Integrada de Desenvolvimento da Grande Teresina (RIDE) (IBGE, 2015; ATI, 2016).

Os municípios de Teresina e Timon apresentaram acelerado ritmo de crescimento populacional, acarretando em alterações no processo de uso e ocupação do solo, através do crescimento gradativo de expansão das superfícies impermeáveis, bem como a inserção de novos empreendimentos habitacionais (FEITOSA *et al.*, 2011).

De acordo com os dados demográficos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, o censo realizado nos anos de 2000 e 2010, mostram um aumento da população, na qual em Teresina, no ano de 2000, a população passou de 715.360 habitantes para 814.230 habitantes em 2010, ou seja, um crescimento de 12%. Já no município maranhense de Timon, o crescimento populacional deu-se de 129.692 habitantes em 2000 para 155.460 habitantes em 2010, representando 16% de crescimento no número de habitantes (Figura 6).

Figura 6 – Crescimento da população nos municípios de Teresina e Timon (2000 – 2010).

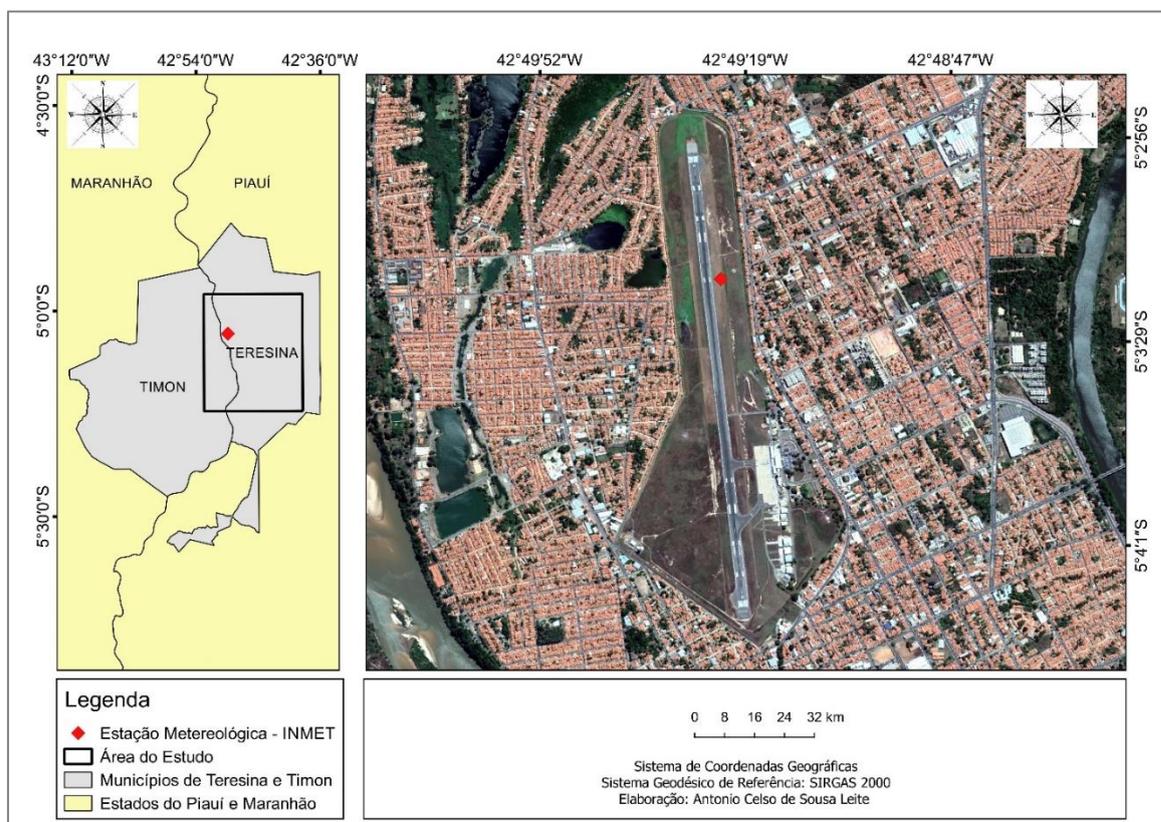


Fonte: IBGE (2015).

Também, nota-se a superioridade da população residente em áreas urbanas, bem como o seu crescimento contínuo, evento determinante para impulsionar as mudanças devido ao uso e ocupação do solo.

Os dados meteorológicos usados para estimativa dos parâmetros biofísicos, foram adquiridas na Estação de Superfície Terrestre SYNOP, código SBTE, localizada nas coordenadas de Latitude  $5^{\circ} 03' 18,88''\text{S}$  e Longitude  $42^{\circ} 49' 23,10''\text{W}$  na área do Aeroporto Petrônio Portela em Teresina-PI (Figura 7), aonde as observações da estação incluem temperatura, pressão, umidade, velocidade e direção do vento, nuvens, e precipitação, relatadas a cada 3 horas, sob a responsabilidade de repasses dessas informações por meio do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

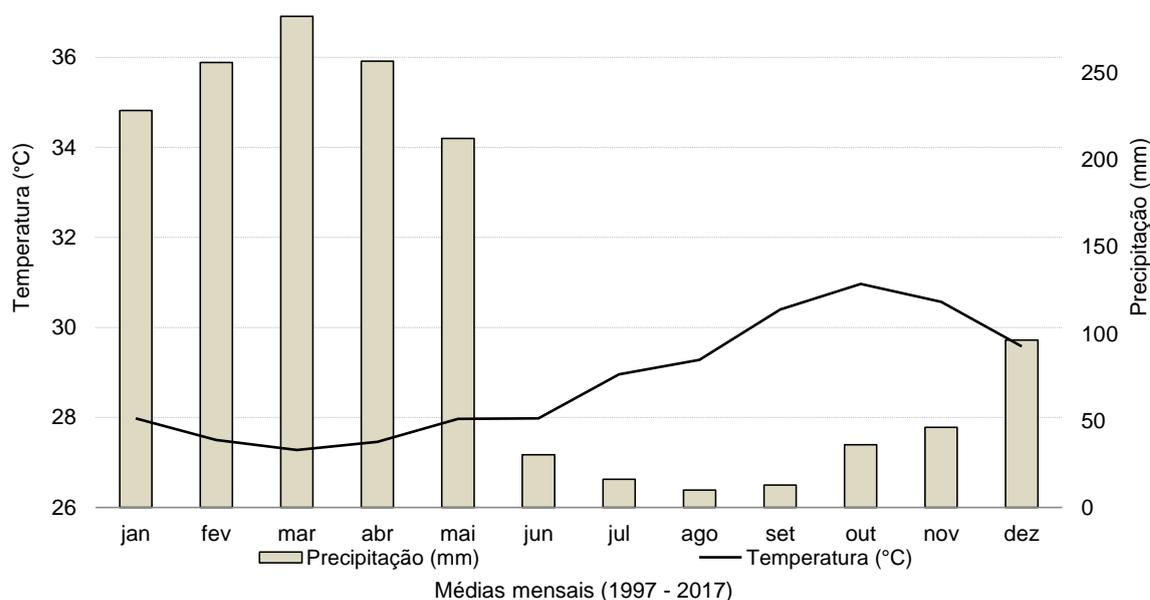
Figura 7 – Localização da Estação de Superfície Terrestre.



Fonte: Adaptado do INMET (2018).

A Figura 8 apresenta as médias mensais históricas da precipitação (mm) e temperatura do ar ( $^{\circ}\text{C}$ ) no intervalo de 20 anos (1997 a 2017) da área do estudo. Observa-se que o maior volume de chuva concentra-se entre os meses de janeiro a maio, apresentando as menores temperaturas. Característica inversa é observada entre os meses de junho a dezembro, em que a precipitação é inferior a 100 mm, bem como as altas temperaturas registradas entre os meses de setembro a dezembro, coincidindo com o “B R O BRÓ”, sigla na qual se refere os meses mais quentes do ano na Região Nordeste.

Figura 8 – Médias mensais históricas (1997 – 2017).



Fonte: INMET (2018).

### 3.2 PRODUTOS LANDSAT

Foram utilizadas as Bandas de (1 a 7) das imagens orbitais do sensor TM a bordo do satélite Landsat 5, e as bandas (2 a 7, além da 10) para o sensor OLI/TIRS a bordo do satélite Landsat 8, ambos de órbita e ponto 219/64, disponibilizadas em Produtos de Nível-1 no site do *United States Geological Survey* (USGS, 2018) com resolução espacial de 30 metros para todas as bandas.

O critério de seleção das imagens, foi baseado naquelas cenas onde não há ocorrência de cobertura de nuvens, condição importante para análise dos resultados, pois as imagens com existência de cobertura de nuvens podem superestimar os resultados das análises, e com data de aquisição próximo ou dentro do mesmo mês no período considerado de passagem do satélite. Assim, foram escolhidas quatro imagens de satélite, sendo duas imagens do sensor TM do Satélite Landsat 5 (07/10/1997 e 10/10/2004) e duas para o sensor OLI/TIRS do Satélite Landsat 8 (25/10/2015 e 12/09/2017), considerando um período temporal de 20 anos.

Além disso, a escolha dos anos de estudos foi definida com base na disponibilidade dos dados fornecidos pela estação meteorológica de superfície instalada na área que compreende as cenas usadas no estudo, levando em consideração os horários mais próximos dos dados meteorológicos e de passagem

do satélite, para posterior cálculo dos índices e parâmetros biofísicos, como mostra a Tabela 2, que apresenta as informações dos metadados das imagens juntamente com os dados meteorológicos usados para o cálculo dos índices e parâmetros biofísicos.

Tabela 2 – Dados das imagens e meteorológicos usados no estudo.

Data da Imagem	DSA	Hora de Passagem	E (°)	Cos Z	dr	Tar °C	UR %
07/10/1997	280	12:32:26	58,73611714	0,854516	1,0035436	32,1	53
10/10/2004	284	12:43:57	61,75664286	0,880687	1,0057925	30,1	47
25/10/2015	298	12:59:39	65,72623402	0,911591	1,0113122	31,1	46
12/09/2017	255	12:59:40	61,56560423	0,879362	0,9874588	30,8	38

DSA = Dia sequencial do ano; E (°) = Ângulo de elevação do sol; Cos Z = Cosseno do ângulo zenital do sol; dr = Inverso do quadrado da distância relativa Terra-Sol; Tar = Temperatura do ar em °C e UR = Umidade relativa do ar em %.

Fonte: Adaptada de USGS (2018).

### 3.3 SENSOR TM

O Satélite Orbital Landsat 5 foi lançado em primeiro de março de 1984, encerrando suas atividades em novembro de 2011, composto pelo sensor TM (*Thematic Mapper*) que opera em sete bandas espectrais (Tabela 3), sendo três na região do visível e quatro na região do infravermelho (MOREIRA, 2011).

Tabela 3 – Características do sensor TM Landsat 5.

Bandas	Comprimento de onda (µm)	Região do Espectro	Resolução Espacial
Banda 1	0,45 – 0,52	Azul	30 m
Banda 2	0,50 – 0,60	Verde	30 m
Banda 3	0,63 – 0,69	Vermelho	30 m
Banda 4	0,76 – 0,90	IV próximo	30 m
Banda 5	1,55 – 1,75	IV médio	30 m
Banda 6	10,4 – 12,5	IV termal	120 m
Banda 7	2,08 – 2,35	IV médio	30 m

Fonte: Adaptada de MOREIRA (2011).

### 3.4 SENSOR OLI/TIRS

O Landsat 8 é o satélite mais recente do programa espacial Landsat, foi lançado em fevereiro de 2013, operando com os sensores *Operational Land Imager* (OLI) e *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). Ariza (2013) destacou que esse satélite proporciona uma melhora em relação aos sensores anteriores da série Landsat, devido a existência de novas bandas espectrais, a banda 1, desenvolvida especificamente para recursos hídricos e zonas costeiras, e a banda 9, para detecção de nuvens.

Tabela 4 – Características do sensor OLI/TIRS Landsat 8.

<b>Bandas – Região do espectro</b>	<b>Comprimento de onda (µm)</b>	<b>Resolução Espacial</b>
Banda 1 – Coastal aerosol	0,43 – 0,45	30 m
Banda 2 – Blue	0,45 – 0,51	30 m
Banda 3 – Green	0,53 – 0,59	30 m
Banda 4 - Red	0,64 – 0,67	30 m
Banda 5 - Near Infrared (NIR)	0,85 – 0,88	30 m
Banda 6 - SWIR 1	1,57 – 1,65	120 m
Banda 7 - SWIR 2	2,11 – 2,29	30 m
Banda 8 – PAN	0,50 – 0,68	15 m
Banda 9 – CIRRUS	1,36 – 1,38	30 m
Banda 10 - Thermal Infrared (TIRS) 1	10,60 – 11,19	100 m
Banda 11 - Thermal Infrared (TIRS) 2	11,50 – 12,51	100 m

Fonte: Adaptada de USGS (2018).

### 3.5 ETAPAS DE PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Para análise das imagens orbitais e obtenção das informações pertinentes aos resultados, as imagens orbitais foram processadas por uma série de aplicações de ferramentas existente nos softwares utilizados, onde no Quadro 1, está descrito os programas computacionais usados, seguido do procedimento executado.

Quadro 1 – Procedimentos realizados através dos softwares.

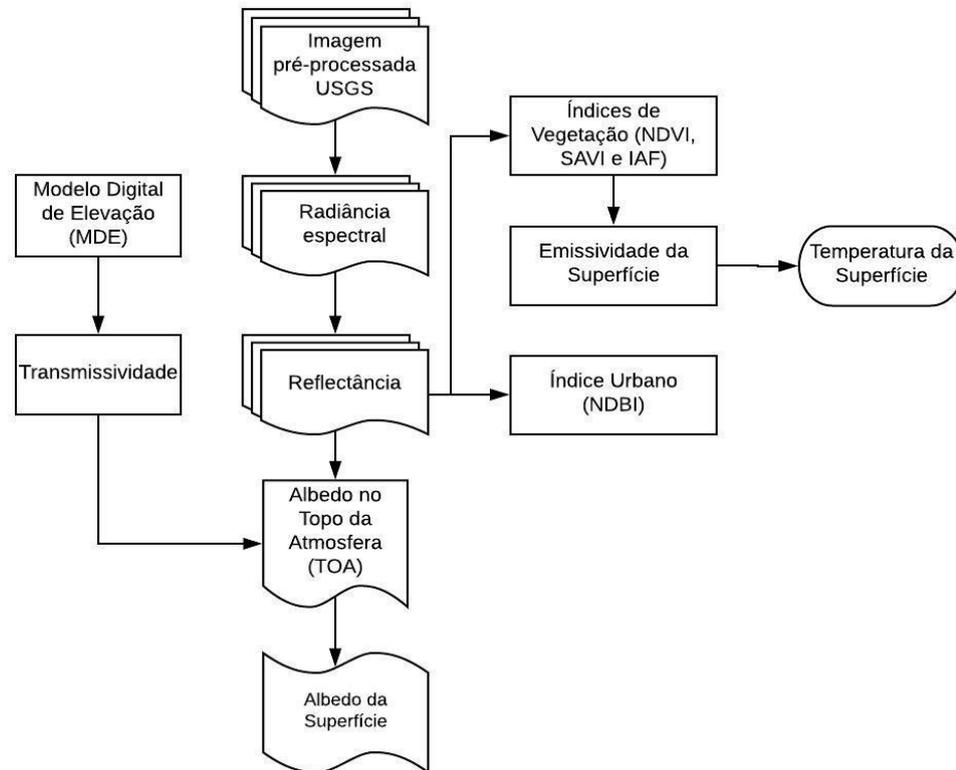
Programa computacional	Descrição
QGIS 2.14.18	Aplicação da ferramenta gráficos de modelo para montagem dos modeladores de processamento dos 22 geoalgoritmos elaborados para posterior cômputo dos Índices espectrais e Parâmetros biofísicos, e confecção das cartas georreferenciadas.
	Obtenção dos dados de estatística descritiva das imagens, utilizando a ferramenta Estatística da camada <i>raster</i> .
	Cálculo da matriz de covariância/ correlação por meio da ferramenta <i>r.covar</i> , permitindo analisar o grau de associação entre as amostras envolvidas no estudo.
	Utilização das ferramentas <i>r.recode</i> com a finalidade de categorizar o <i>raster</i> classificado, e <i>r.report</i> , usada para quantificar as classes oriundas da classificação.
Spring 5.2.3	Realização da Classificação Supervisionada e geração da matriz de confusão das amostras.
Global Mapper 13	Geração dos perfis para análise dos índices e parâmetros biofísicos, de acordo com a resposta espectral baseada no transecto linear vetorizado.

Fonte: O autor (2018).

Vale destacar que os programas utilizados, como o QGIS e Spring, são os *softwares* livres com código aberto. Entretanto, o Global Mapper, programa esse de gerenciamento de dados espaciais com diversas funcionalidades, apesar de ser comercial, seu uso foi possibilitado através de uma licença temporária de 2 semanas, na qual é possível fazer o download do programa juntamente com a licença no site <http://www.engesat.com.br/softwares/global-mapper/download/>.

No software QGIS, foi realizado a maioria das rotinas da pesquisa para obtenção dos resultados, devido ao auto desempenho desse programa que possui ferramentas que possibilitem acessar, armazenar e manipular uma grande variedade de dados vetoriais e raster (MELO, 2005). Assim, o software possibilitou realizar a manipulação das imagens orbitais, conforme as etapas sequenciais do processamento (Figura 9).

Figura 9 – Etapas de processamento das imagens.



Fonte: O autor (2018).

### 3.5.1 Calibração Radiométrica

A calibração radiométrica ou a radiância espectral consiste na conversão do nível de cinza de cada pixel e banda, em radiância monocromática, que representa a energia solar refletida, por unidade de área, de tempo, de ângulo sólido e de comprimento de onda, no nível do satélite, permitindo a caracterização espectral dos alvos na superfície terrestre. Assim, na imagem do TM - Landsat 5 a conversão para radiância se adquire de acordo com a equação proposta por Markham & Baker (1987):

$$L_{\lambda i} = ai + \frac{(bi - ai)}{255} \times ND \quad (1)$$

em que:  $L_{\lambda i}$  é a radiância espectral de cada banda; "a" e "b" são as radiâncias mínima e máxima obtidas mediante processo de calibração do TM - Landsat 5, cujos valores estão mostrados na Tabela 5; ("ND" ) é o número digital (número inteiro entre 0 a 255) e i corresponde as bandas (1, 2, 3, 4, 5, 6 e 7) do TM – Landsat 5.

Tabela 5 – Coeficientes de calibração para o TM.

Bandas	Comprimento de onda ( $\mu\text{m}$ )	Coeficientes de Calibração ( $\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$ )				Irradiância Espectral no Topo da Atmosfera - $\text{K}\lambda_i$ ( $\text{Wm}^{-2}\mu\text{m}^{-1}$ )
		a desde 1994	b 01/03/1994 a 04/05/2003	b 05/05/2003 a 01/04/2007	b depois de 02/04/2007	
1	0,452 – 0,518	-1,52	152,10	193,0	169,0	1983
2	0,528 – 0,609	-2,84	296,81	365,0	333,0	1796
3	0,626 – 0,693	-1,17	204,30	264,0	264,0	1536
4	0,776 – 0,904	-1,51	206,20	221,0	221,0	1031
5	1,567 – 1,784	-0,37	27,19	30,2	30,2	220
6	10,450 – 12,420	1,2378	15,303	15,303	15,303	-
7	2,097 – 2,349	-0,15	14,38	16,5	16,5	83,44

Fonte: Adaptada de CHANDER *et al.* (2009).

Na conversão do (ND) para valores de radiância nas imagens do sensor OLI/TIRS – Landsat 8, utiliza-se os fatores de redimensionamento aditivo ( $\text{Add}_{\text{rad}}$ ) e multiplicativo ( $\text{Mult}_{\text{rad}}$ ) da radiância de cada banda (Tabelas 6 e 7), extraídos dos metadados das imagens de 25/10/2015 e 12/09/2017, respectivamente (USGS, 2014; Silva *et al.*, 2016).

$$L_{\lambda_i} = \text{Add}_{\text{rad}, i} + \text{Mult}_{\text{rad}, i} * \text{ND} \quad (2)$$

em que:  $L_{\lambda_i}$  ( $\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$ ) é a radiância espectral detectada pelo sensor no seu nível orbital, qual seja, no topo da atmosfera (TOA);  $i$  refere-se ao número da banda; ND intensidade do pixel em número inteiro das bandas (2, 3, 4, 5, 6, 7 e 10) no Landsat – 8.

Tabela 6 – Fatores de redimensionamento da imagem de 25/10/2015.

Bandas	$\text{Add}_{\text{rad}}$	$\text{Mult}_{\text{rad}}$	$\text{Add}_{\text{ref}}$	$\text{Mult}_{\text{ref}}$
2	-65,01345	0,013003	- 0,100000	0,00002
3	-59,90934	0,011982	- 0,100000	0,00002
4	-50,51893	0,010104	- 0,100000	0,00002
5	-30,91507	0,0061830	- 0,100000	0,00002
6	-7,68830	0,0015377	- 0,100000	0,00002
7	-2, 59137	0,00051827	- 0,100000	0,00002
10	0,10000	0,00033420	-	-

Fonte: Adaptada de USGS (2014).

Tabela 7 – Fatores de redimensionamento da imagem de 12/09/2017.

Bandas	Add <sub>rad</sub>	Mult <sub>rad</sub>	Add <sub>ref</sub>	Mult <sub>ref</sub>
2	-63,48001	0,012696	- 0,100000	0,00002
3	-58,49629	0,011699	- 0,100000	0,00002
4	-49,32737	0,0098655	- 0,100000	0,00002
5	-30,18589	0,0060372	- 0,100000	0,00002
6	-7,50696	0,0015014	- 0,100000	0,00002
7	-2,53025	0,00050605	- 0,100000	0,00002
10	0,10000	0,00033420	-	-

Fonte: Adaptada de USGS (2014).

### 3.5.2 Reflectância

A reflectância é definida como a razão entre o fluxo de radiação solar refletida pela superfície e o fluxo de radiação solar global incidente, no qual os valores de reflectância para as bandas do TM (1, 2, 3, 4, 5 e 7), é obtida de acordo com a equação de Allen *et al.* (2002):

$$\rho_{\lambda i} = \frac{(\pi * L_{\lambda i})}{k_{\lambda i} * \cos Z * dr} \quad (3)$$

em que:  $L_{\lambda i}$  é a radiância espectral de cada banda do TM ( $Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$ );  $k_{\lambda i}$  é a irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera ( $Wm^{-2} \mu m^{-1}$ ) cujos valores se encontram na Tabela 5;  $Z$  é o ângulo zenital solar (ângulo de incidência solar relativo a normal à superfície); Distância Terra-Sol ( $r$ ); Dia sequencial do ano (DSA) e  $dr$  é o inverso do quadrado da distância relativa Terra-Sol, obtida pela equação:

$$dr = 1 + 0,033 \cos \left( \frac{DSA * 2 * \pi}{365} \right) \quad (4)$$

O ângulo zenital ( $Z$ ) foi obtido com a seguinte fórmula:

$$Z = 90 - E \quad (5)$$

em que:  $E$  é o ângulo de elevação do Sol (SUN ELEVATION) encontrado no arquivo de metadados da imagem.

No cômputo da refletância nas imagens do OLI para as bandas (2, 3, 4, 5, 6 e 7), deve-se extrair os termos Aditivo ( $Add_{ref}$ ) e Multiplicativo ( $Mult_{ref}$ ) do grupo da refletância disponíveis nos metadados, cujos valores se encontram nas Tabelas 6 e 7, respectivamente para as imagens datadas em 25/10/2015 e 12/09/2017 (USGS, 2016; SILVA *et al.*, 2016):

$$r_b = \frac{(Add_{ref,b} + Mult_{ref,b} * ND_{,b})}{\cos Z * dr} \quad (6)$$

em que: ND é a intensidade de cada pixel, Z é o ângulo zenital do Sol, dr é o inverso do quadrado da distância relativa Terra-Sol, b é índice representando cada uma das bandas do OLI.

### 3.5.3 Albedo planetário ( $\alpha_{toa}$ )

O albedo planetário representa o albedo de cada pixel da imagem obtido sem correção atmosférica, que consiste na combinação linear da refletância espectral de cada uma das seis bandas reflectivas e seus respectivos pesos (ALLEN *et al.*, 2002; SILVA *et al.*, 2016).

$$\alpha_{toa} = 0,298 \times \rho_1 + 0,270 \times \rho_2 + 0,231 \times \rho_3 + 0,155 \times \rho_4 + 0,033 \times \rho_5 + 0,013 \times \rho_7 \quad (8)$$

em que:  $\rho_1$ ,  $\rho_2$ ,  $\rho_3$ ,  $\rho_4$ ,  $\rho_5$  e  $\rho_7$  são as reflectâncias ( $\rho_{li}$ ) obtidas para o sensor TM.

$$\alpha_{toa} = 0,300 \times \rho_2 + 0,277 \times \rho_3 + 0,233 \times \rho_4 + 0,143 \times \rho_5 + 0,036 \times \rho_6 + 0,012 \times \rho_7 \quad (9)$$

em que:  $\rho_2$ ,  $\rho_3$ ,  $\rho_4$ ,  $\rho_5$ ,  $\rho_6$  e  $\rho_7$  são as reflectâncias ( $r_b$ ) obtidas para o sensor OLI.

### 3.5.4 Transmissividade Atmosférica

Em condições de céu claro, a Transmissividade Atmosférica pode ser obtida através da equação proposta por Allen et al. (2007):

$$\tau_{sw} = 0,35 + 0,627 \exp \left[ \frac{-0,00146P}{K_t \cos Z} - 0,075 \left( \frac{W}{\cos Z} \right)^{0,4} \right] \quad (10)$$

em que: P a pressão atmosférica (kPa);  $K_t$  coeficiente de turbidez da atmosfera ( $K_t = 1$  para céu claro e limpo); W é função da quantidade de água precipitável (mm) em um ponto da imagem (local da estação agrometeorológica) (GARRISON & ADLER, 1990; OLIVEIRA *et al.*, 2012).

$$P = 101,3 \left( \frac{T_a - 0,0065h}{T_a} \right)^{5,26} \quad (11)$$

$$e_a = \frac{UR_{es}}{100} \quad (12)$$

$$e_s = 0,61078 \exp \left[ \frac{17,269Tar}{(237,3 + Tar)} \right] \quad (13)$$

$$W = 0,14e_a P + 2,10 \quad (14)$$

em que:  $T_a$  é a temperatura do ar (°C) e UR (%) é a umidade relativa do ar, obtidas na estação;  $e_a$  pressão atual de vapor d' água (kPa) e o Modelo Digital de Elevação (MDE), que representa a altitude da área em metros.

### 3.5.5 Albedo da superfície ( $\alpha$ )

O albedo da superfície ( $\alpha$ ) é o albedo corrigido quanto aos efeitos atmosféricos (TASUMI et al., 2008):

$$\alpha = \frac{\alpha_{toa} - \alpha_{\rho}}{\tau_{sw}^2} \quad (15)$$

em que:  $\alpha_{toa}$  = albedo planetário;  $\alpha_{\rho}$  = reflectância da própria atmosfera, que varia entre 0,025 e 0,04, sendo recomendado o valor de 0,03 (BASTIAANSSEN, 2000);  $\tau_{sw}^2$  = transmissividade atmosférica obtida para condições de céu claro.

### 3.5.6 Índices de Vegetação

Rouse *et al.* (1973) desenvolveram o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), utilizado para realçar o vigor vegetativo de determinada região, através da razão entre a diferença do valor da reflectância monocromática do infravermelho próximo ( $\rho_{NIR}$ ) e do vermelho ( $\rho_{RED}$ ), e a soma das mesmas.

$$NDVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{RED})}{(\rho_{NIR} + \rho_{RED})} \quad (16)$$

em que: no sensor TM utilizam as bandas 4 e 3; e no sensor OLI as bandas 5 e 4, que compreendem respectivamente as bandas do infravermelho próximo ( $\rho_{NIR}$ ) e do vermelho ( $\rho_{RED}$ ) em ambos os sensores.

Esse índice varia de -1 a 1, onde valores negativos de NDVI correspondem a água e nuvens, próximos de 0 correspondem a superfícies não vegetada, e valores mais próximo de 1 evidenciam a vegetação verde e sadia (PONZONI et al., 2012).

O Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI) leva em consideração efeitos do solo exposto nas imagens analisadas, para ajuste do NDVI quando a superfície não está completamente coberta pela vegetação. O SAVI é a razão entre as bandas do infravermelho próximo ( $\rho_{NIR}$ ) e do vermelho ( $\rho_{RED}$ ) com um fator de ajuste L que tem a função de minimizar o efeito do solo no resultado do índice, que no presente estudo foi atribuído um valor igual a 0,5, cujo valor é o mais usado nas pesquisas, considerando a vegetação de média densidade, conforme a equação proposta por Huete (1988):

$$SAVI = (1 + L) \times \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{RED})}{(\rho_{NIR} + \rho_{RED} + L)} \quad (17)$$

O Índice de Área Foliar (IAF) é definido pela razão entre a área foliar de toda a vegetação por unidade de área utilizada por essa vegetação. Este índice é um indicador de biomassa de cada pixel da imagem, sendo computado pela equação proposta por Allen *et al.* (2002):

$$IAF = - \frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (18)$$

### 3.5.7 Temperatura da Superfície (Tsup)

Os pixels não emitem radiação eletromagnética como um corpo negro, por isso para calcular a temperatura da superfície, necessita-se calcular a emissividade de cada pixel ( $\varepsilon_{NB}$ ) no domínio espectral da banda termal do TM (10,4 - 12,5  $\mu\text{m}$ ) e TIRS (10,6 – 11,19  $\mu\text{m}$ ), aplicando a equação parametrizada por Allen et al. (2002):

$$\varepsilon_{NB} = 0,97 + 0,0033 \times IAF \quad (19)$$

No entanto, para calcular a radiação de onda longa emitida por cada pixel, que representa a emissividade da superfície, há de ser considerada a emissividade no domínio da banda larga ( $\varepsilon_0$ ) sendo de 5 - 100  $\mu\text{m}$  (ALLEN *et al.*, 2002; SILVA *et al.*, 2016).

$$\epsilon_0 = 0,95 + 0,001 \times \text{IAF} \quad (20)$$

Segundo Allen et al. (2002), as equações para obtenção das emissividades ( $\epsilon_{NB}$ ) e ( $\epsilon_0$ ) são válidos para  $\text{NDVI} > 0$  e  $\text{IAF} < 3$ . Para pixels com  $\text{IAF} \geq 3$ ,  $\epsilon_{NB} = \epsilon_0 = 0,98$  e para  $\text{NDVI} < 0$ , condiciona-se que o  $\epsilon_{NB} = 0,99$  (água) e  $\epsilon_0 = 0,985$ .

A Temperatura da Superfície ( $T_{\text{sup}}$ ) envolve as bandas que correspondem ao infravermelho termal, no sensor TM corresponde à banda 6, e no TIRS é a banda 10, empregando a seguinte equação (MORSE *et al.*, 2000; ALLEN *et al.*, 2002):

$$T_{\text{sup}} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{\epsilon_{NB} K_1}{L_\lambda} + 1\right)} \quad (21)$$

em que:  $K_1$  e  $K_2$  são as constantes de calibração na banda do termal ( $K_1 = 607,76$  e  $K_2 = 1260,56 \text{ Wm}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$  para a banda 6 do TM;  $K_1 = 774,8853$  e  $K_2 = 1321,0789 \text{ Wm}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$  para a banda 10 do TIRS); ( $\epsilon_{NB}$ ) representa a emissividade de cada pixel no domínio espectral da banda termal e  $L_\lambda$  é a radiância espectral da banda termal 6 e 10, respectivamente dos sensores TM e TIRS.

Vale ressaltar que inicialmente os valores da  $T_{\text{sup}}$  foram obtidos em graus Kelvin, e posteriormente transformados para graus Celsius.

### 3.5.8 Índice Construído pela Diferença Normalizada (NDBI)

O Índice Construído pela Diferença Normalizada (NDBI) é um índice urbano utilizado para o mapeamento rápido de áreas urbanas, sendo calculado através da razão entre a diferença dos valores de reflectância das bandas do Infravermelho médio ( $\rho_{\text{MIR}}$ ) e Infravermelho próximo ( $\rho_{\text{NIR}}$ ), pela soma das mesmas, conforme equação proposta por Zha et al. (2003):

$$NDBI = \frac{(\rho_{\text{MIR}} - \rho_{\text{NIR}})}{(\rho_{\text{MIR}} + \rho_{\text{NIR}})} \quad (22)$$

em que: no sensor TM utilizam as bandas 5 e 4; e no sensor OLI as bandas 6 e 5, que compreendem respectivamente as bandas do infravermelho médio ( $\rho_{\text{MIR}}$ ) e próximo ( $\rho_{\text{NIR}}$ ) em ambos os sensores.

Esse índice varia entre -1 e 1, no qual os valores positivos e mais próximos de 1 indicam superfícies construídas ou impermeáveis, como também solo exposto, devido a semelhança espectral entre esses alvos e a urbanização, enquanto que

valores negativos e próximos a zero, mostram corpos d'água e vegetação (JENSEN, 2011; LI *et al.*, 2017).

### 3.6 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA, MATRIZ DE ERROS E ÍNDICE KAPPA

Para a extração de informações nas imagens utilizadas na pesquisa, proporcionando analisar o comportamento da dinâmica com relação ao crescimento e redução territorial entre algumas classes evidentes na área do estudo, realizou-se a classificação supervisionada.

De acordo com Bernardi (2007), a classificação supervisionada se baseia na identificação de diferentes classes com comportamentos espectrais diferenciados. Para isso, algoritmos de classificação como Distância Mínima, Distância Mahalanobis, Distância de Bhattacharya, Máxima Verossimilhança, Método Paralelepípedo e Método Spectral Angle Mapper, são adotados para extrair as feições de interesse em um espaço multidimensional.

Nessa pesquisa utilizou-se o algoritmo Distância Mínima, no qual este atribui cada elemento desconhecido à classe cuja média é mais próxima, ou seja, a classificação de um novo pixel é obtida a partir da menor distância entre o pixel a ser classificado e os valores médios obtidos das amostras treinadas (HODGSON, 1988). Cada pixel será incorporado a um agrupamento através da análise da medida aproximada da distância Euclidiana, dada pela equação:

$$D(x, n) = \sqrt{(x_i - m_i)^2} \quad (23)$$

em que:  $x_i$  é o pixel candidato;  $m_i$  é a média das classes;  $n$  é o número de bandas.

Segundo Campbell (1996), a classificação supervisionada de imagens proporciona benefícios e desvantagens. O benefício principal é que o usuário tem maior controle sobre o processo, como por exemplo, pré-estabelecer classes e identificar possíveis imprecisões graves pela análise das áreas de treinamento. A desvantagem principal é que o usuário estabelece uma determinada composição de classificação aos dados, através da definição antecipada das classes de informação, o que pode ocorrer a associação real ou errônea correspondente às classes reais existentes na cena imageada, ou não ser separáveis no espaço dimensionado.

Portanto, a imprecisão na classificação de imagens advém de diversos fatores incluindo georreferenciamento incorreto, correção atmosférica incompleta,

inadequação das amostras em classificações supervisionadas e não separação de classes parecidas, considerando que nenhum método de classificação é perfeito (CONGALTON & GREEN, 1991).

A qualidade das classificações condizentes com a realidade pode ser observada por meio de testes estatísticos que apontam a eficiência do classificador, em que a matriz de erros, ou matriz de confusão, é frequentemente utilizada para averiguar a qualidade da classificação com base nas amostras de treinamento, os resultados da classificação são organizados em uma matriz quadrada de dimensão igual ao número de classes, aonde os pixels classificados corretamente de acordo com as amostras de treinamento obtidas pelo usuário ficam dispostos na diagonal principal. Já os demais pixels são distribuídos de acordo com a atribuição dos pixels de uma determinada classe, para as demais, pelo classificador (CONGALTON & GREEN, 1991).

Outra maneira de observar a qualidade da classificação é por meio das exatidões do usuário e do produtor, em que segundo Pereira & Tavares Júnior (2017), a exatidão do usuário significa a proporção da quantidade de pixels classificados corretamente de acordo com as áreas de treinamento no processo de aquisição de amostras, pelo número total de pixels coletados nessa classe, ou seja, é a porcentagem de pixels que foram classificados corretamente dentro da própria classe. Já a exatidão do produtor significa a proporção nessa classe de pontos atribuídos decorrentes de erros nas outras classes.

Além disso, outra medida descritiva obtida a partir da matriz de confusão, é a exatidão global que varia entre 0 a 100%, sendo computada dividindo-se o número total de pontos corretamente classificados (soma dos elementos ao longo da diagonal principal) pelo número total de pontos de validação (ALMEIDA *et al.*, 2012).

O Índice Kappa (K) é outro método estatístico (Equação 24) bastante utilizado na avaliação dos resultados de uma classificação, mostrando a concordância da classificação com a realidade física, aonde os cálculos estatísticos desse índice incluem-se todos os elementos da matriz de confusão, variando seus valores entre 0 (concordância nula) a 1 (concordância perfeita), conforme o nível de exatidão da classificação (LANDIS & KOCH, 1977).

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})} \quad (24)$$

em que:  $N$  é o número total de amostras;  $x_{i+}$  são a soma das linhas;  $x_{+i}$  é a soma das colunas e  $\sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})$  é a soma do produto da soma entre linhas e colunas.

Tabela 8 – Valores da Estatística Kappa.

Índice Kappa (K)	Qualidade
< 0	Péssimo
0 a 0,20	Ruim
0,20 a 0,40	Razoável
0,40 a 0,60	Boa
0,60 a 0,80	Muito boa
0,80 a 1,00	Excelente

Fonte: Adaptada de LANDIS e KOCH (1977).

### 3.7 ANÁLISE ESTATÍSTICA

O procedimento de aquisição referente à análise estatística descritiva nas imagens da pesquisa, foi feito através da ferramenta estatística da camada raster do *software* Quantum Gis 2.14.18, que possibilitou os cálculos estatísticos das imagens referente aos índices e parâmetros biofísicos analisados. Além disso, para gerar a matriz de correlação dos índices e parâmetros processados, aplicou-se a ferramenta *r.covar*, resultando na obtenção do relacionamento linear de causa e efeito entre duas variáveis, investigado através do coeficiente de correlação linear de Pearson ( $r$ ) que interpreta o grau da relação entre duas variáveis (BONINI & BONINI, 1972).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) (y_i - \bar{y})}{\sqrt{[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2] [\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2]}} \quad (25)$$

em que:  $x$  e  $y$  são os valores das variáveis.

Devore (2006) define o grau do coeficiente de correlação estatística existente entre duas amostras aleatórias, onde os valores variam entre  $-1 < (r) < 1$ , definindo desde a correlação bem fraca até a correlação muito forte (Tabela 9).

Tabela 9 – Coeficiente de correlação estatístico de Pearson ( $r$ ).

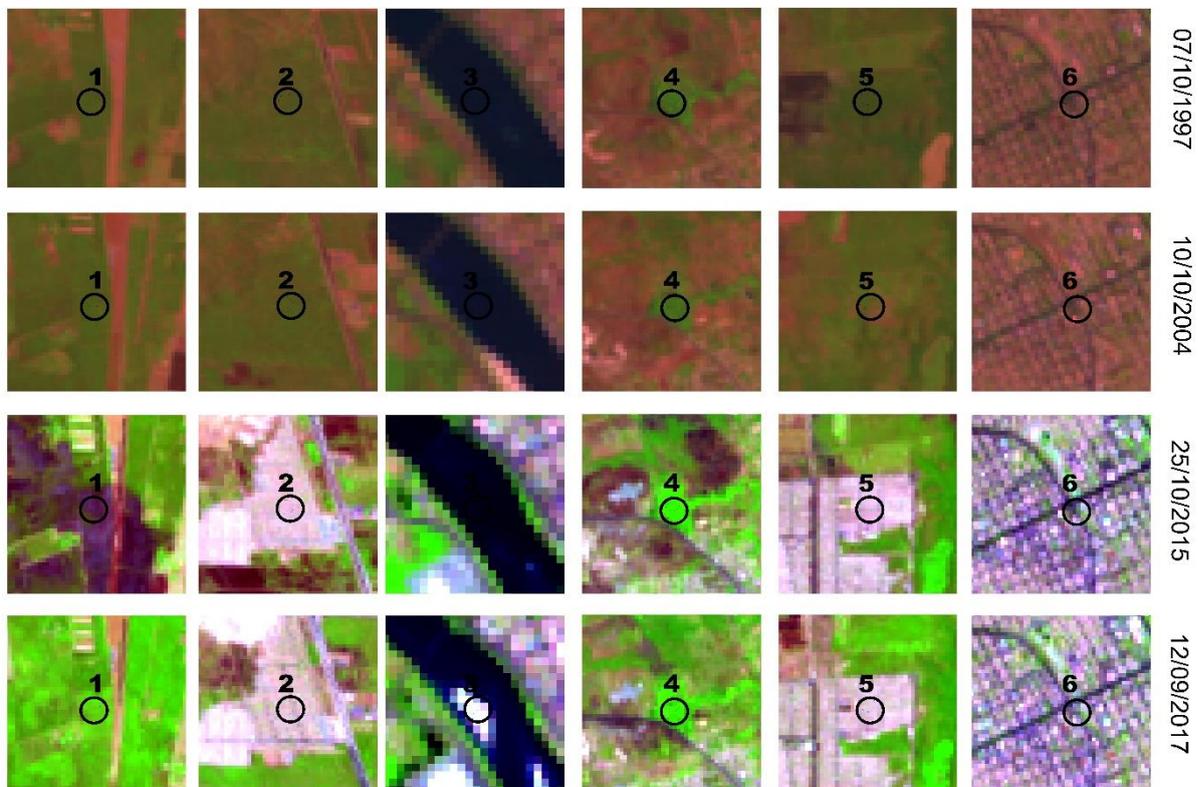
Coeficiente de Pearson ( $r$ )	Definição
0,00 a 0,19	Correlação bem fraca
0,20 a 0,39	Correlação fraca
0,40 a 0,69	Correlação moderada
0,70 a 0,89	Correlação forte
0,90 a 1,00	Correlação muito forte

Fonte: Adaptada de DEVORE (2006).

### 3.8 VALIDAÇÃO E ANÁLISE DA SENSIBILIDADE DOS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS

A validação para os Índices Espectrais e Parâmetros Biofísicos foram confirmados a partir da comparação com a composição colorida RGB, considerando os pontos amostrais para as áreas identificadas nas imagens (Figura 10).

Figura 10 – Composição RGB das imagens para os pontos amostrais.



Fonte: O autor (2018).

Além disso, foram traçados transectos lineares na área que compreende o estudo, afim de analisar a sensibilidade entre os índices nos anos observados, método esse que proporcionou também investigar as mudanças ocorridas na superfície.

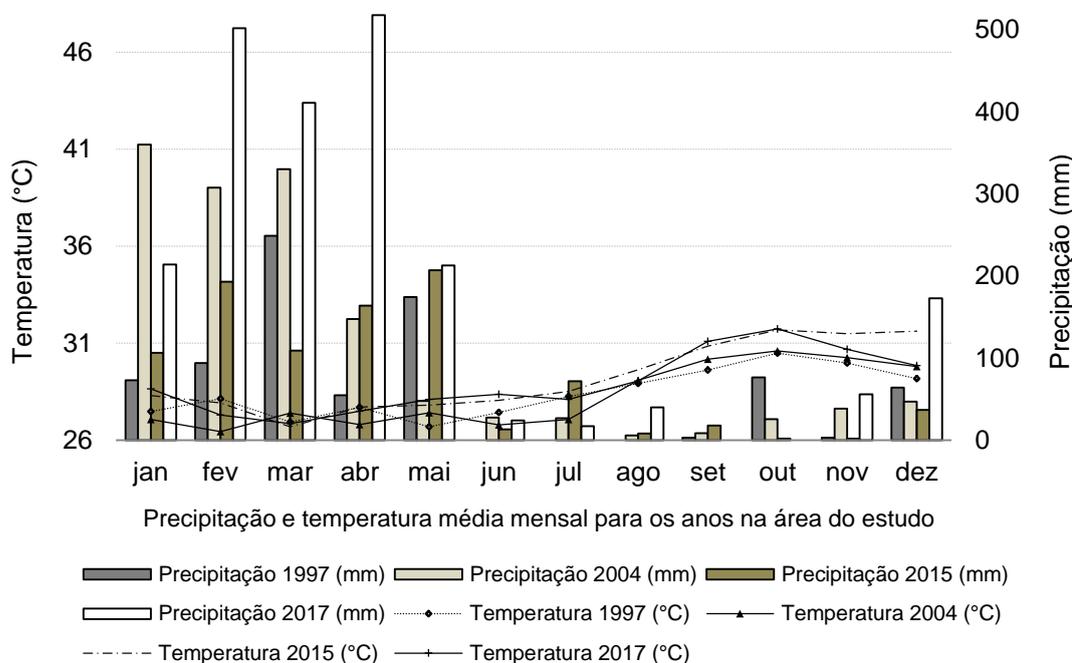
## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesse item são apresentados os resultados com base nos dados de precipitação, estatísticos e dos processamentos das imagens.

### 4.1 CONDIÇÃO METEREOLÓGICA NA ÁREA DO ESTUDO

Na Figura 11 são apresentadas as médias da temperatura do ar e a precipitação mensal registrada para os anos de 1997, 2004, 2015 e 2017, nas quais se referem aos períodos de passagem dos satélites.

Figura 11 – Precipitação mensal e temperatura do ar média para os anos investigados.



O autor (2018).

Observa-se que período chuvoso para todos os anos investigados na pesquisa (1997,2004, 2015 e 2017) condiz com a média mensal histórica (Figura 8) que foi registrada entre os meses de janeiro a maio. Os totais precipitados no mês de outubro que corresponde a passagem do satélite nos anos de 1997, 2004 e 2015 foram, respectivamente, 76,4 mm, 25,70 mm e 2 mm, enquanto que no mês de setembro de 2017 registrou 0 mm.

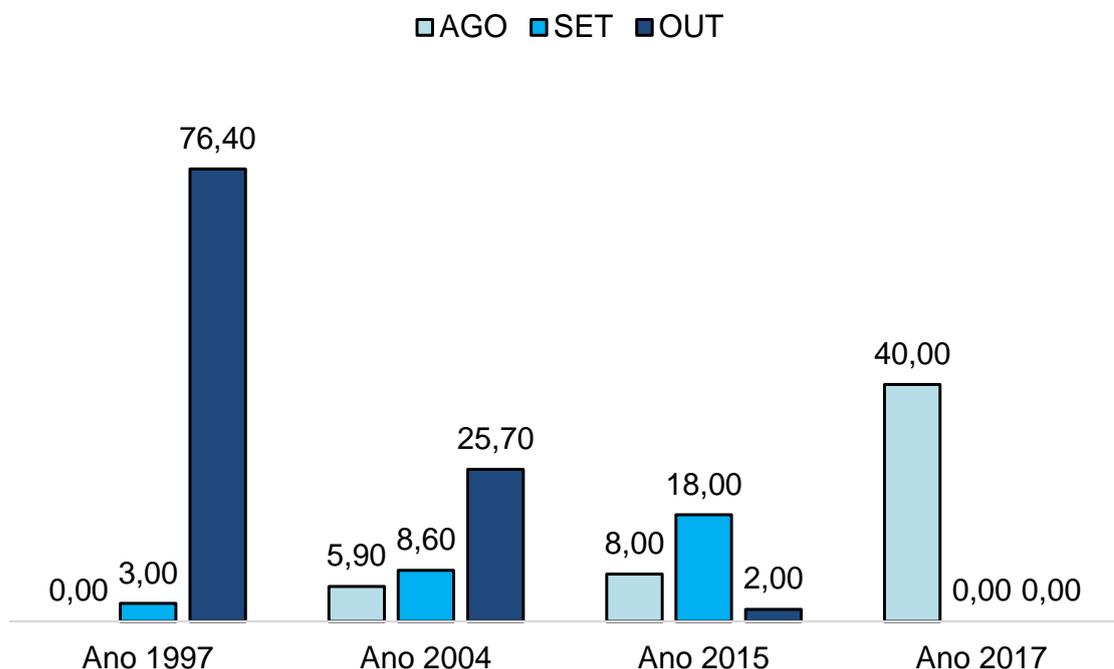
A temperatura do ar média no mês de outubro para os anos de 1997, 2004 e 2015, além do mês de setembro para o ano 2017, variaram de 30,5 a 31,6 °C, apresentando coerência com a temperatura média mensal histórica (1997-2017)

nesses meses que oscilaram entre 30,4 a 31,0°C, estando inserido entre aqueles meses com temperaturas maiores registradas durante o ano.

Nesse sentido, a análise do período chuvoso e temperatura do ar torna-se importante pois, as mudanças na fenologia da vegetação são influenciadas por variáveis do meio físico, como pluviosidade e temperatura, auxiliando a compreender o comportamento e dinâmica fenológica da vegetação quando aplicado as estimativas através dos parâmetros e índices biofísicos (NDVI, Albedo e Temperatura da Superfície), tendo em vista que essas variáveis tem uma relação direta com a atividade fotossintética e produção de biomassa vegetal (TRENTIN, 2011; BARBOSA *et al.*, 2017).

Ainda, destacando-se a influência do evento chuvoso na compreensão das estimativas dos parâmetros e índices biofísicos, faz-se necessário analisar os totais precipitados referente ao mês que antecede a data de passagem dos satélites para as quatro imagens aplicadas nesse estudo (Figura 12).

Figura 12 – Precipitação acumulada dos meses antecedente a passagem dos satélites.



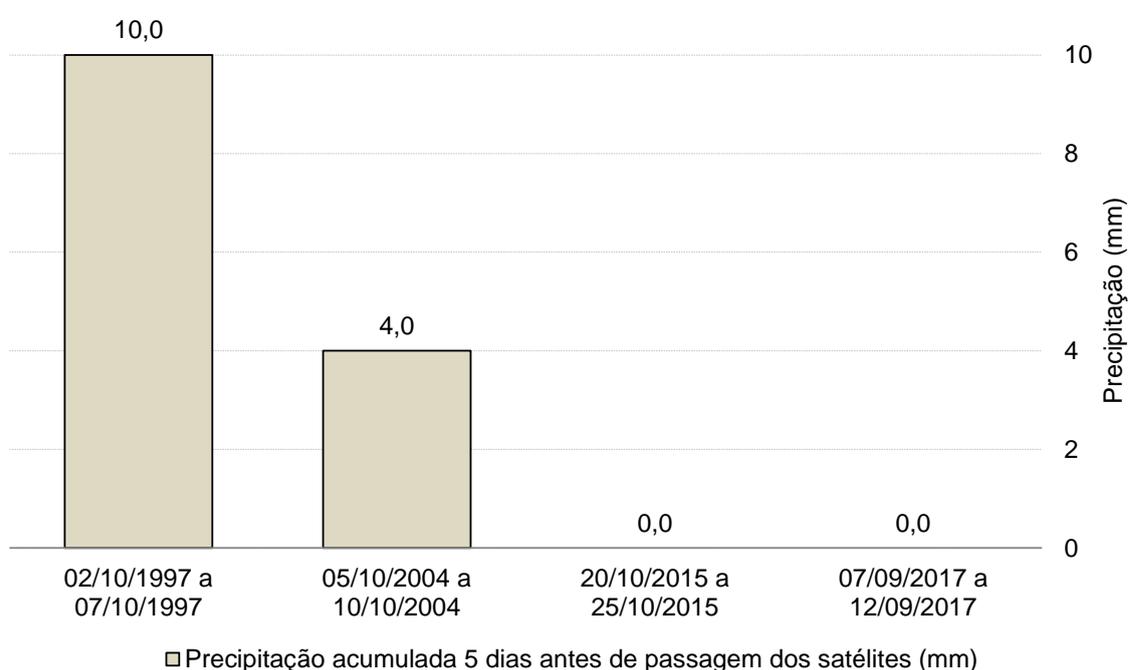
Fonte: O autor (2018).

Notou-se que em setembro, mês que antecede a data de passagem dos satélites para os anos de 1997, 2004 e 2015, o acumulado pluviométrico foram 3,00 mm, 8,60 mm e 18,00 mm, respectivamente. Já para a imagem do ano de 2017, que

foi captada pelo satélite em setembro, tendo como mês antecedente agosto, obteve um acumulado pluviométrico de 40,00 mm.

Além disso, considerando o evento chuvoso que antecede os cinco dias antes de passagem do satélite (Figura 13), as imagens dos dias 07/10/1997 e 10/10/2004 tiveram acumulado pluviométrico respectivo de 10 mm e 4 mm, anterior à data de passagem do satélite. Entretanto, notou-se nas imagens do dia 25/10/2015 e 12/09/2017 nenhum registro de chuva nos 5 dias anteriores à obtenção das imagens.

Figura 13 – Precipitação acumulada nos 5 dias antes de obtenção das imagens.



Fonte: O autor (2018).

## 4.2 CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS PARA ANÁLISE DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

A partir das imagens de satélites datadas em 07/10/1997, 10/10/2004, 25/10/2015 e 12/09/2017, obteve-se a classificação supervisionada por meio do classificador distância mínima, coletando as amostras de treinamento, água, solo exposto, vegetação e urbano, adquiridas pelo operador, e posteriori, essas classes foram quantificadas, o que proporcionou compreender temporalmente a expansão e dimensão de área ocupada por cada classe, em que notou-se grandes alterações no uso e ocupação do solo na área do estudo conforme os dados apontados na Tabela 10.

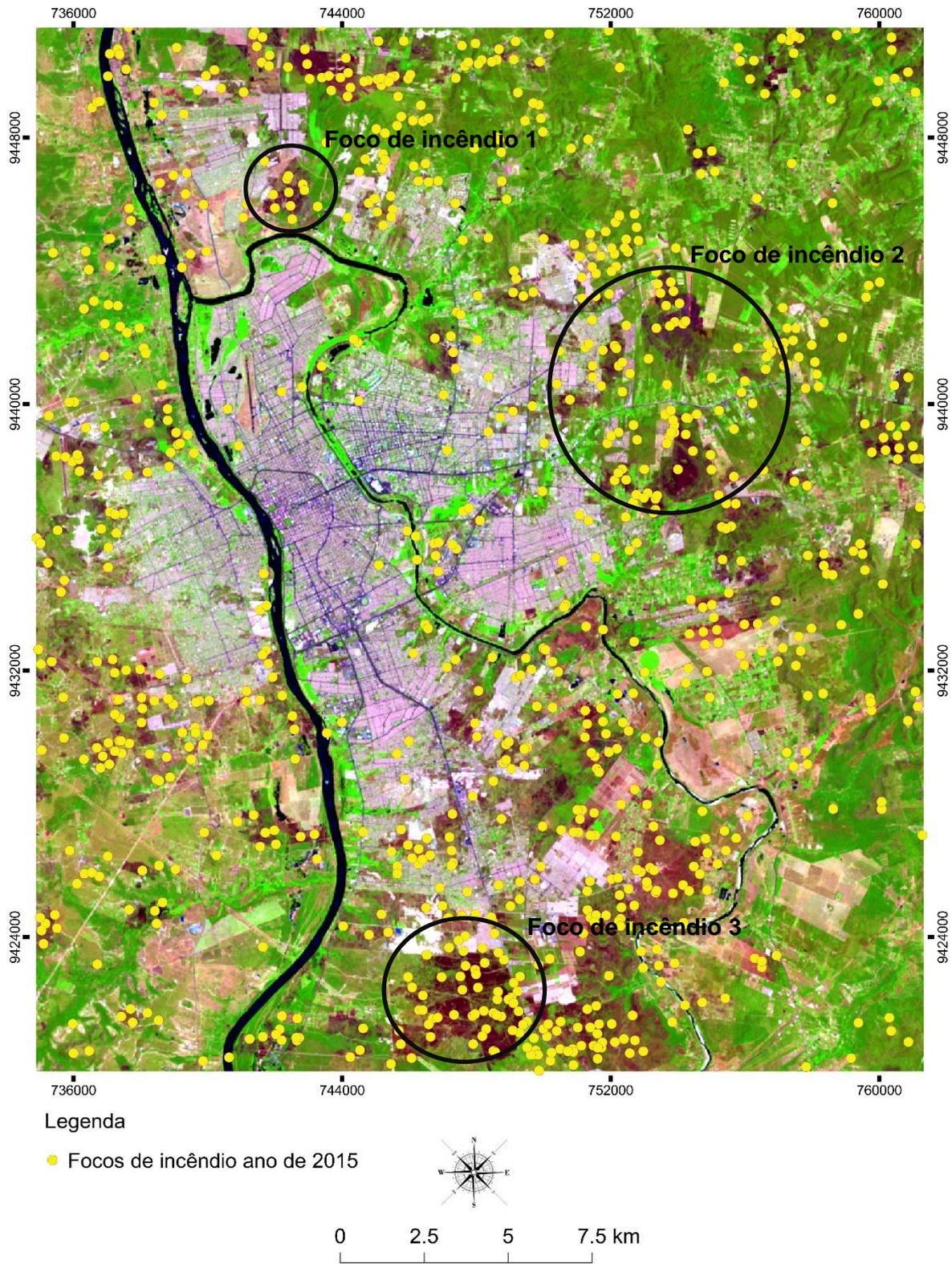
Tabela 10 – Quantificação das classes de uso e ocupação do solo na área do estudo.

Usos do solo (Classes)	Área							
	07/10/1997		10/10/2004		25/10/2015		12/09/2017	
	km <sup>2</sup>	%						
Água	12,287	1,48	11,772	1,41	10,011	1,20	10,380	1,25
Solo exposto	299,943	36,03	316,844	38,06	279,396	33,56	266,619	32,02
Vegetação	464,213	55,76	400,213	48,07	407,847	48,99	424,345	50,97
Urbano	56,099	6,74	103,714	12,46	135,289	16,25	131,199	15,97
Total	832,545	100	832,545	100	832,545	100	832,545	100

Fonte: O autor (2018).

Os dados apresentados revelaram a diminuição da Classe Vegetação, pois em 1997 totalizava 55,76% do percentual de área dessa classe, e no ano de 2017 esse valor foi de 50,97%. Entretanto, o crescimento da Classe Urbano foi notado desde 1997 a 2017, chamando atenção para um quantitativo maior no ano de 2015, registrando 135,289 km<sup>2</sup> e 16,25% para a referida classe, algo que pode ter sido influenciado devido a existência de alguns fragmentos de áreas com focos de incêndio (Figura 14), haja vista que no ano de 2015 foram registrados 887 focos de incêndio na área do estudo, destacando o mês de outubro daquele ano em que foi mapeado 354 focos conforme o Monitoramento dos Focos Ativos por Estados do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

Figura 14 – Monitoramento dos focos de incêndio para o ano de 2015 na área do estudo.

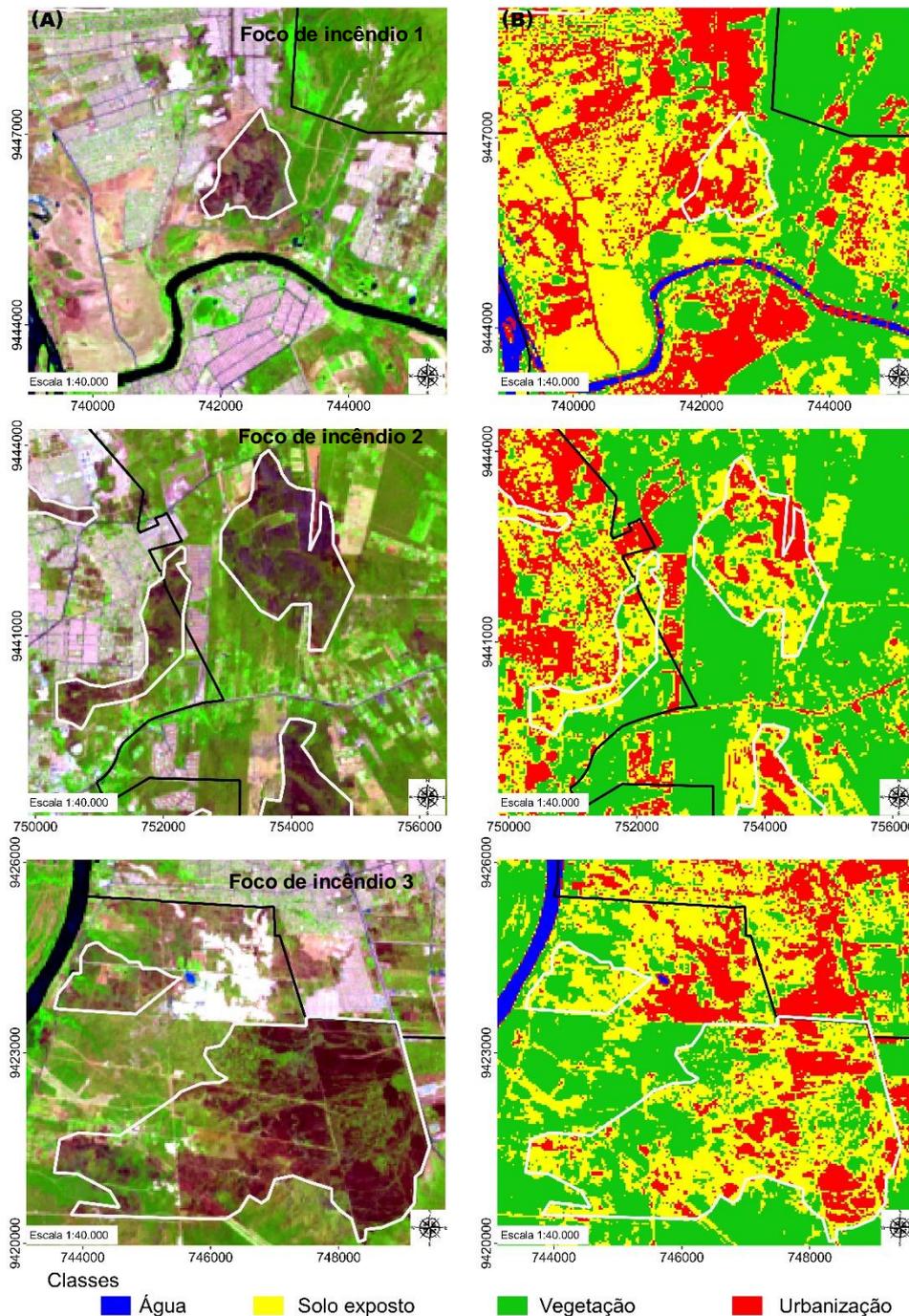


Sistemas de Coordenadas Geográficas  
Sistema Geodésico de Referência - SIRGAS 2000

Fonte: O autor (2018).

Ao realizar a classificação da imagem do ano de 2015 na área do estudo as regiões incendiadas foram classificadas como urbano e solo exposto, já que não houve a definição da classe incêndio, o classificador atribuiu a resposta espectral das áreas incendiadas para as classes caracterizadas como urbano e de solo exposto, acarretando quantitativamente em maiores números para essas duas classes observadas ao comparar com o ano de 2017 (Figura 15).

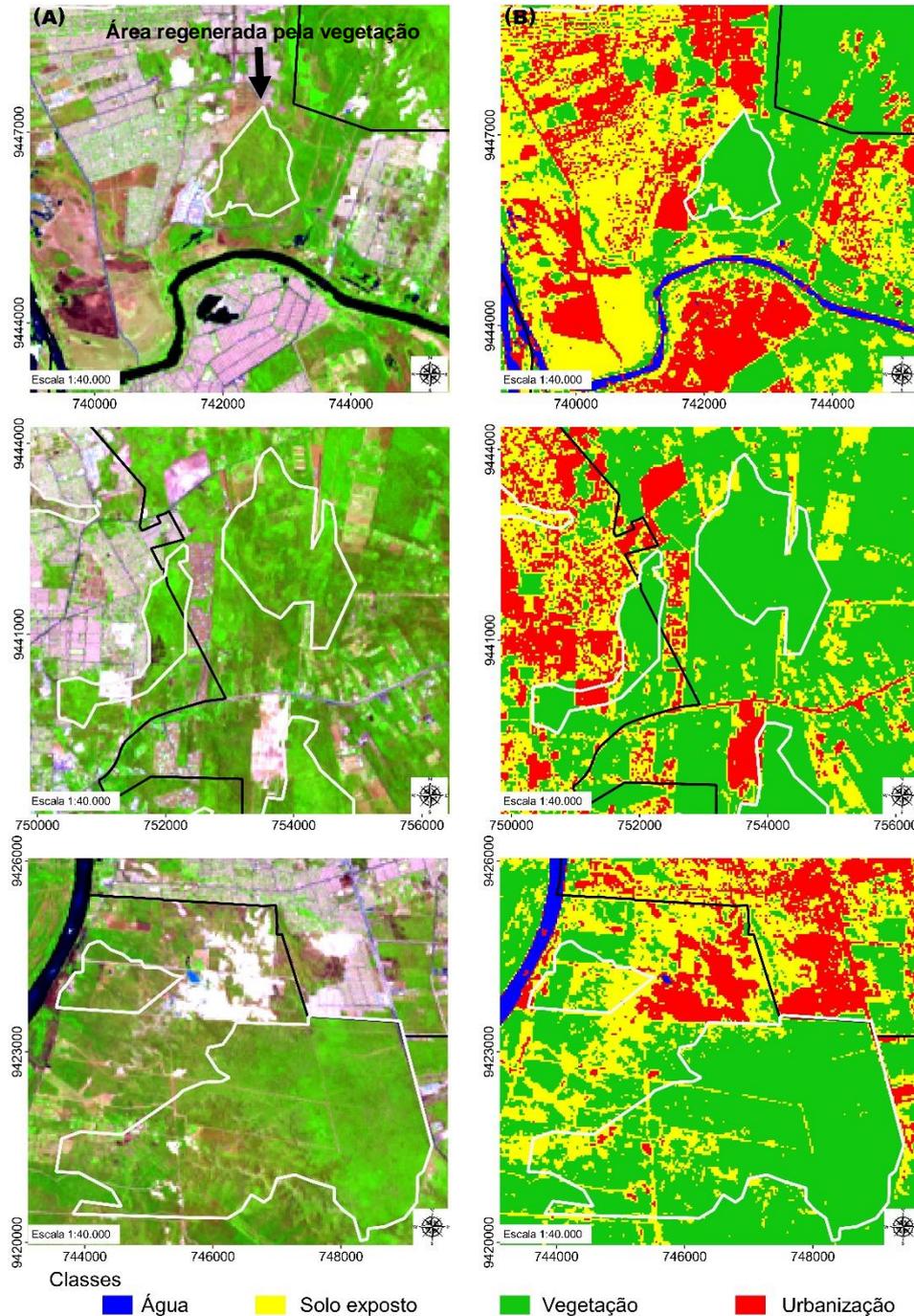
Figura 15 – Imagem referente a composição colorida RGB (Coluna A) de 25/10/2015 com alguns focos de incêndio identificados e demonstração desses focos por meio da classificação (Coluna B).



Fonte: O autor (2018).

Na Classe Vegetação para as imagens de 2015 e 2017, observou-se uma superioridade dessa classe em 2017, em que áreas antes indenticadas com focos de incêndio no ano de 2015, como pode ser visto a localização dos focos 1, 2 e 3 na Figura 14, passaram a ter algum tipo de cobertura vegetal em 2017 (Figura 16).

Figura 16 – Imagem com a composição colorida RGB (Coluna A) de 12/09/2017 com as regiões antes caracterizadas pelos focos de incêndios em 2015, e sua classificação no ano de 2017 (Coluna B).



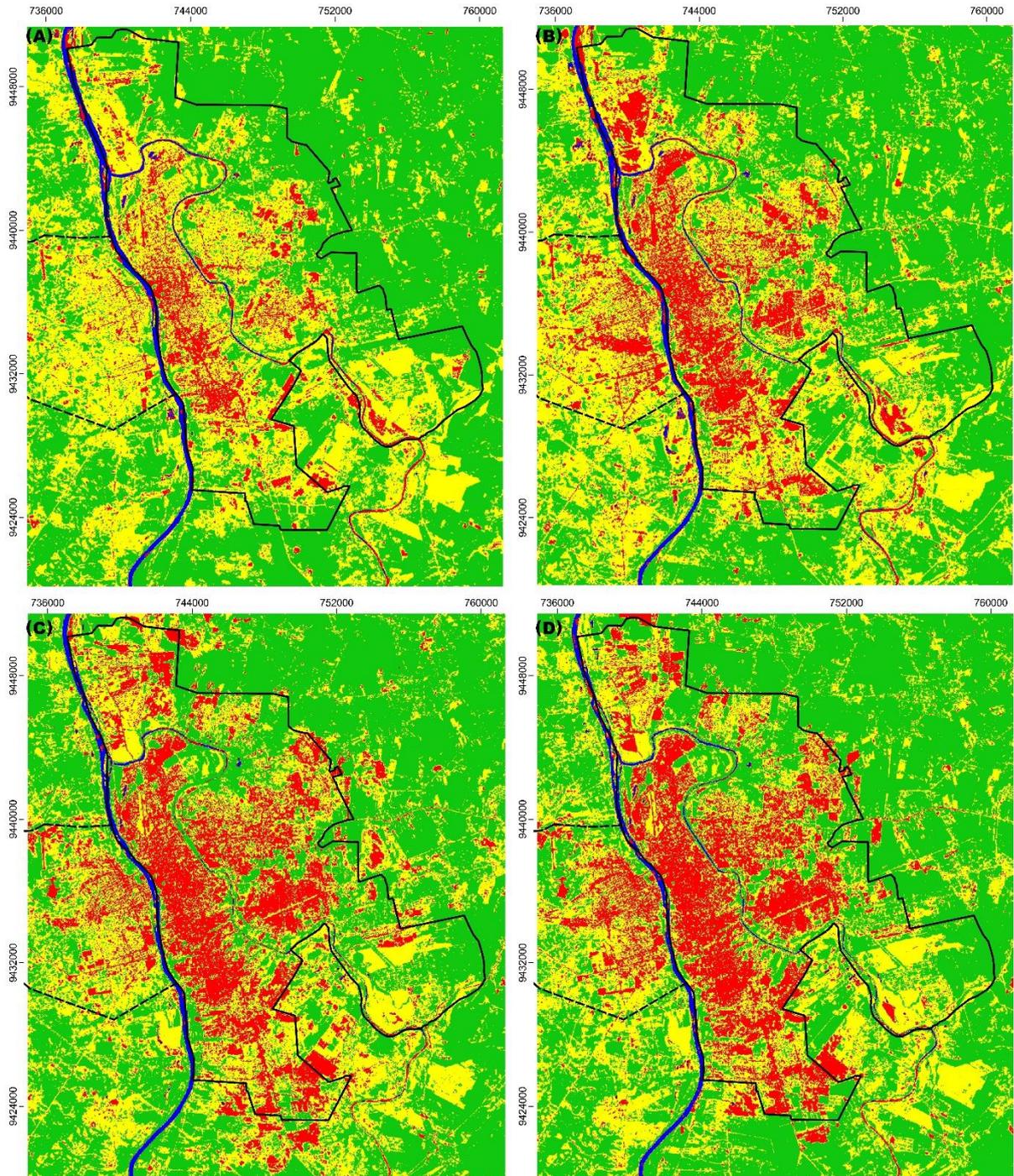
Fonte: O autor (2018).

O resultado da classificação nessas regiões evidenciam o domínio da Classe Vegetação, condição essa que pode estar ligada a situação pluviométrica para o ano observado, aonde áreas antes com vestígios de incêndios em 2015 passaram a ter algum tipo de cobertura vegetal no ano de 2017, em que a vegetação entre esses anos cresceu de 48,99% no período de 2015 para 50,97% em 2017, caracterizando a dinâmica regenerativa vegetal influenciada pela precipitação, haja vista que a média mensal histórica de 2017 destacou-se por ser a maior entre os anos investigados (Figura 11).

Ainda, ao ver o decréscimo da Classe Urbano entre os anos de 2015 (16,25%) e 2017 (15,97%), a menor área de urbanização registrada em 2017 deve-se também a mistura de pixels com a classe Solo exposto, em função da semelhança da resposta espectral entre essas classes, conforme explicam Li *et al.* (2017), ao discorrerem que a confusão dos valores de pixels desses objetos, resulta em altas incertezas quando verificado a distribuição de áreas construídas versus áreas de terra nua.

A Figura 17 mostra a carta georreferenciada da classificação obtida referente a área do estudo para os anos investigados, constatando-se que em 1997 (Figura 17A) a área do perímetro urbano de ambos os municípios tinham uma maior quantidade de áreas verdes, e ao observar os anos de 2004 (Figura 17B), 2015 (Figura 17C) e 2017 (Figura 17D), a expansão da malha urbana é evidente, com a presença de áreas construídas em regiões onde antes eram ocupadas pela vegetação, devido a grande parcela da vegetação que passou a ser suprimida, dando espaço a áreas antropizadas em direção aos limites da malha urbana.

Figura 17 – Carta da classificação supervisionada de uso e ocupação do solo na área do estudo para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).



#### Legenda

- Zona Urbana de Teresina
- Zona Urbana de Timon

#### Classes

- Água
- Solo exposto
- Vegetação
- Urbanização



0 2.5 5 7.5 10 km

Sistemas de Coordenadas: Universal Transverso de Mercator - UTM  
Sistema Geodésico de Referência: SIRGAS 2000 - Zona 23 SUL

Elaboração: Antônio Celso de Sousa Leite

Fonte: O autor (2018).

### 4.3 ANÁLISE DA MATRIZ DE CONFUSÃO E ESTATÍSTICA KAPPA

O Quadro 2 mostra a matriz de confusão da classificação processados no software Spring 5.2.3 para a imagem de 1997, em que a exatidão global apresentou 91,22%, tendo em vista que esse parâmetro considera os valores da diagonal principal, observando assim, a menor confusão nas classes água e vegetação devido a maior quantidade de amostras em ambas as classes, o que influenciou no alto desempenho global.

Quadro 2 – Matriz de confusão e Índice Kappa da imagem de 1997.

Classes	Água	Solo exposto	Vegetação	Urbano	SOMA LINHA	Exatidão usuário (%)
Água	490	0	0	26	516	94,96
Solo exposto	0	276	0	146	422	65,40
Vegetação	0	0	2878	0	2878	100,00
Urbano	0	204	0	264	468	56,41
SOMA COLUNA	490	480	2878	436	3908	
Exatidão produtor (%)	100,00	57,50	100,00	60,55		
Kappa (%)	82,88					
Exatidão Global (%)	91,22					

Fonte: O autor (2018).

Ao analisar o Índice Kappa de 82,88%, estatística que considera todos os valores da diagonal principal, obteve-se uma qualidade excelente na classificação (Tabela 7), resultado esse influenciado também pela grande quantidade de pixels existente das classes água e vegetação.

Ainda ao analisar a exatidão do produtor, observa-se que 100% dos pixels obtiveram uma exatidão na classe Água e Vegetação, sendo que dos pixels que foram coletados e atribuídos essas classes, realmente foram classificados como pertencentes às Classes Água e Vegetação, não omitindo nenhum pixel dessas classes, e ao se analisar a exatidão do usuário nessas classes, o percentual registrado foi maior que 90% dos pixels classificados corretamente dentro da própria classe, ressaltando um grande contraste principalmente da vegetação com os demais alvos, aonde praticamente não houve erros de inclusão de pixels pertencentes a outros tipos de feições.

O Quadro 3 mostra os dados da matriz de confusão para a classificação da imagem de 2004 com a precisão global de 89,31%, que relaciona todos os pixels classificados corretamente com o total de pixels amostrados, em que o maior número de pixels classificados corretamente foi a Classe Vegetação.

Quadro 3 – Matriz de confusão e Índice Kappa da imagem de 2004.

Classes	Água	Solo exposto	Vegetação	Urbano	SOMA LINHA	Exatidão usuário (%)
Água	223	0	0	35	258	86,43
Solo exposto	0	111	27	73	211	52,61
Vegetação	0	61	1359	19	1439	94,44
Urbano	0	14	0	220	234	94,02
SOMA COLUNA	223	186	1386	347	1913	
Exatidão produtor (%)	100,00	59,68	98,05	63,40		
Kappa (%)	79,69					
Exatidão Global (%)	89,31					

Fonte: O autor (2018).

Ao analisar os elementos das linhas e da coluna da matriz, observa-se que a Classe Solo exposto foi classificada erroneamente com Urbano, apresentando a exatidão do usuário de 52,61%, e do produtor em 59,68% dos pixels omissos em relação a essa classe. Esse resultado da mistura entre essas classes pode ser explicado devido a semelhança da resposta espectral entre solo exposto e urbanização. Além disso com o Kappa de 79,69%, a classificação mostrou um nível de acerto estipulado com sendo muito bom.

No Quadro 4, a estatística Kappa resultou no valor de 59,64%, caracterizando como uma qualidade boa na classificação para a imagem de 2015, obtendo uma exatidão global de 76,28% para os pixels da diagonal principal classificados corretamente, em que a vegetação foi quem obteve a maior quantidade de pixels classificados.

Quadro 4 – Matriz de confusão e Índice Kappa da imagem de 2015.

Classes	Água	Solo exposto	Vegetação	Urbano	SOMA LINHA	Exatidão usuário (%)
Água	249	2	2	5	258	96,51
Solo exposto	0	76	69	66	211	36,02
Vegetação	0	222	1084	133	1439	75,33
Urbano	0	9	0	225	234	96,15
SOMA COLUNA	249	309	1155	429	1634	
Exatidão produtor (%)	100,00	24,60	93,85	52,45		
Kappa (%)	59,64					
Exatidão Global (%)	76,28					

Fonte: O autor (2018).

Observando a confusão entre as classes, a vegetação confundiu-se inicialmente com o solo exposto, atribuindo assim mais pixels classificados de maneira errada nessa classe. Assim, a exatidão do usuário e produtor forneceu resultados percentuais de 36,02% e 24,60% (Quadro 4), representando classificações incertas e omissas para a Classe de Solo exposto. Desta forma, ao ver o cálculo de Exatidão Global (76,28%) e estatística Kappa (59,64%), notou-se que dentre todas as imagens classificadas, essa foi quem apresentou os menores valores percentuais associados a qualidade da classificação, inferindo-se uma classificação menos condizente com a realidade, ao comparar com as demais.

Referente a classificação de 2017 (Quadro 5), a exatidão global da relação entre o somatório dos pixels da diagonal principal com a quantidade total existente na imagem, foi de 84,69%, apresentando uma classificação correta para a maioria dos pixels associados na classe vegetação, conforme visto na diagonal principal da matriz. Ainda, a classificação apresentou um grau de concordância das classes computadas com a realidade caracterizado como muito boa, com o Kappa 72,09%.

Quadro 5 – Matriz de confusão e Índice Kappa da imagem de 2017.

Classes	Água	Solo exposto	Vegetação	Urbano	SOMA LINHA	Exatidão usuário (%)
Água	228	3	3	24	258	88,37
Solo exposto	0	111	52	48	211	52,61
Vegetação	0	151	1248	40	1439	86,73
Urbano	0	7	0	227	234	97,01
SOMA COLUNA	228	272	1303	339	1814	
Exatidão produtor (%)	100,00	40,81	95,78	66,96		
Kappa (%)	72,09					
Exatidão Global (%)	84,69					

Fonte: O autor (2018).

No que diz respeito a confusão entre os alvos observados na matriz, a classe com maior ocorrência de confusão foi entre vegetação e solo exposto, sendo as mesmas classificadas equivocadamente, com exatidão do usuário atribuindo 52,61% dos pixels classificados dentro da classe considerada, e do produtor em 40,81%, representando o percentual de pixels atribuídos decorrentes de erros em outras classes.

## 4.4 CÔMPUTO DOS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFISÍCOS

### 4.4.1 Análises do Albedo da Superfície

A Tabela 11 apresenta a análise estatística do Albedo das imagens do TM e OLI/TIRS para os dias 07/10/1997, 10/10/2004, 25/10/2015 e 12/09/2017, referente a área do estudo, em que na imagem do dia 07/10/1997 apresentou a menor média dos valores de albedo, quando comparada com as datas 10/10/2004, 25/10/2015 e 12/09/2017. Isto está relacionado com as características meteorológicas no momento de passagem do satélite, na qual a imagem de 07/10/1997 apresentou a maior precipitação (10 mm) nos cinco dias que antecederam a passagem do satélite, como pode ser observado na Figura 12, contribuindo para uma maior presença de vegetação e solo úmido, que conseqüentemente interfere nos baixos valores de Albedo.

Tabela 11 – Valores estatísticos da imagem para o Albedo da Superfície.

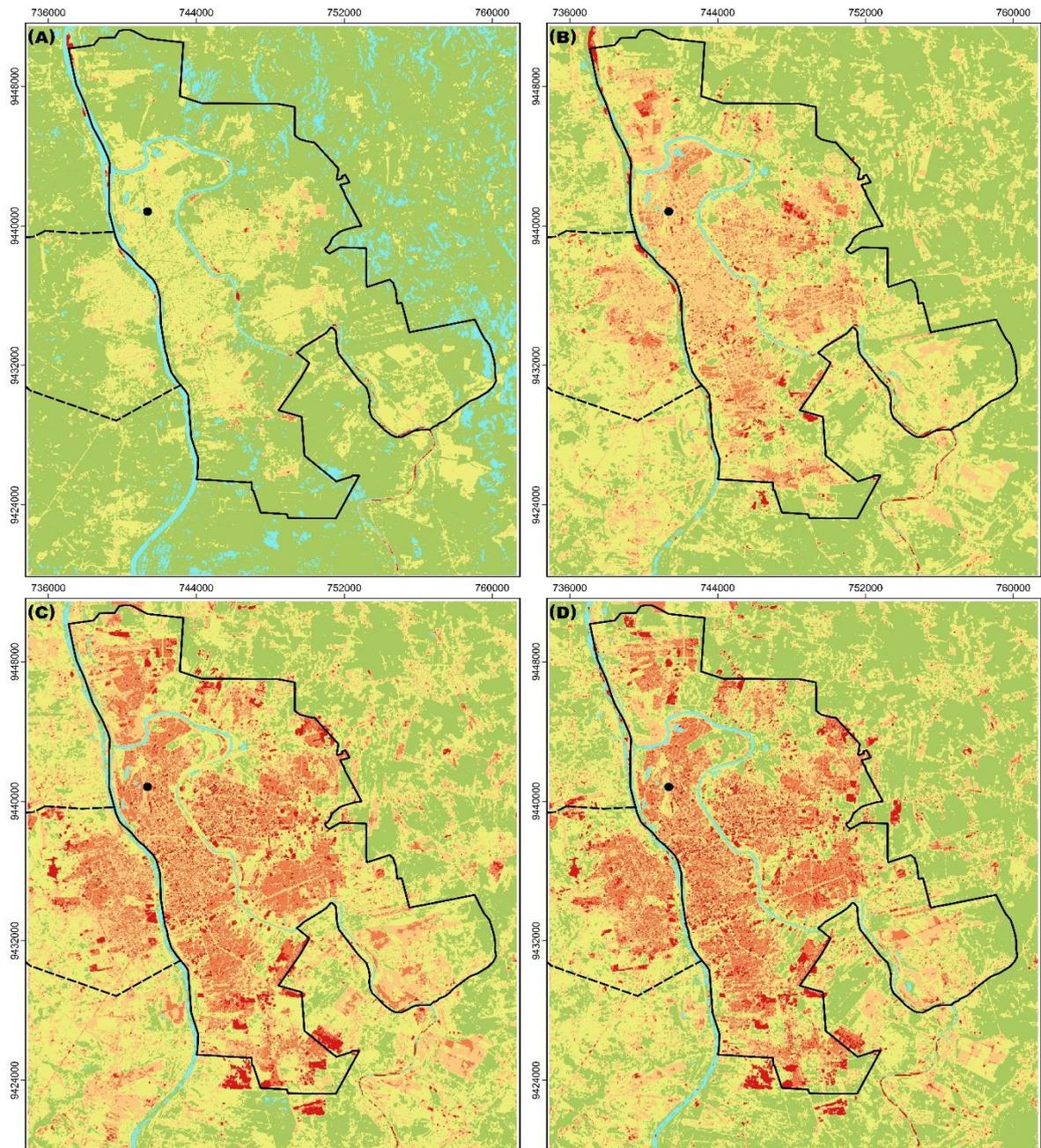
Imagem	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
07/10/1997	0,02	0,31	0,07	0,01
10/10/2004	0,02	0,53	0,10	0,02
25/10/2015	0,03	0,44	0,11	0,03
12/09/2017	0,02	0,51	0,10	0,03

Fonte: O autor (2018).

Entretanto, na imagem do dia 25/10/2015, o Albedo estimado obteve a maior média entre as imagens, justificando-se pelo fato de que essa imagem é do período que as chuvas são mais escassas, corroborando com os valores encontrados nos estudos de Giongo & Vettorazzi (2014), ao observarem que a grande variação entre o período seco e o chuvoso são fatores condicionantes nas mudanças sazonais no albedo da superfície, em que nos meses com as maiores precipitações obtiveram menores valores de albedo, enquanto que nos meses mais secos, os valores do albedo foram mais elevados. Além disso, os registros dos focos de incêndio naquele ano podem ter favorecido na elevação da média, devido a existência de áreas nuas em decorrência do maior número de regiões incendiadas.

Os valores resultantes do cômputo do albedo para as datas analisadas está demonstrada na Figura 18, em que esse parâmetro variou entre  $< 0,06$  a  $> 0,30$ .

Figura 18 – Albedo da superfície para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).



Legenda

- Estação meteorológica
- ▭ Zona Urbana de Teresina
- ▭ Zona Urbana de Timon

Albedo da Superfície (%)

- $< 0,06$
- $0,06 - 0,09$
- $0,09 - 0,12$
- $0,12 - 0,15$
- $0,15 - 0,18$
- $0,18 - 0,30$
- $> 0,30$



0 2.5 5 7.5 10 km

Sistemas de Coordenadas: Universal Transverso de Mercator - UTM  
Sistema Geodésico de Referência: SIRGAS 2000 - Zona 23 SUL

Elaboração: Antônio Celso de Sousa Leite

Fonte: O autor (2018).

Conforme mostra a Figura 18, o registro de valores entre  $< 0,06$  a  $0,12$  foram encontrados em áreas com presença de água e com cobertura vegetal densa. Os valores situados entre  $0,12$  a  $0,18$  foram obtidos em áreas com cobertura vegetal menos densa, enquanto que os maiores valores do albedo compreendido entre  $0,18$  a  $> 0,30$ , foram encontrados em áreas mais densamente urbanizada e com presença de solo exposto.

Os valores do albedo obtidos neste estudo corroboram com os de Andrade & Côrrea (2014), que encontraram valores mínimos do albedo entre  $0,05$  a  $0,09$  para áreas com presença de água, valores de  $0,09$  a  $0,16$  em áreas com superfície vegetada e valores máximos de  $0,21$  a  $0,33$  nas regiões com intensa densidade de construções e solo exposto. Gusmão (2011), por sua vez, diagnosticou em seus estudos valores máximos do albedo entre  $0,16$  a  $0,26$  nas áreas com intervenção antrópica, enquanto que Silva *et al.* (2011), diagnosticaram variações desse parâmetro entre  $0,25$  a  $0,45$  nessas áreas, indicando alterações nítidas no albedo da superfície.

Além disso, a carta georreferenciada da cena de 07/10/1997 (Figura 18A), predomina os menores valores de albedo, algo relacionado a expressiva quantidade de vegetação para aquele ano, bem como os 10 mm de precipitação registrado cinco dias antes de obtenção da imagem (Figura 13), preservando a umidade da vegetação, resultando em baixos valores de albedo.

Entretanto, nas cenas do dia 25/10/2015 (Figura 18C) e 12/09/2017 (Figura 18D), houve um aumento gradativo da área com os valores máximos observados, sendo percebido a expansão desse parâmetro biofísico internamente nas áreas urbanas e seguindo em direção aos limites dessas áreas, fato esse ocasionado devido a alteração dinâmica do uso e ocupação do solo através da urbanização, conforme descreve Gamarra *et al.* (2014), ao afirmar que o aumento dos valores do albedo é provocado pela alta refletividade das construções da zona urbana influenciada através das atividades que ocasionem a mudança do uso e ocupação do solo.

#### 4.4.2 Análises do Índice de Vegetação NDVI

A Tabela 12 apresenta os valores estatísticos do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) das imagens dos dias 07/10/1997, 10/10/2004, 25/10/2015 e 12/09/2017 referente a área do estudo, mostrando que nos dias 07/10/1997 e 12/09/2017 apresentaram o maior valor médio (0,46), pondendo a precipitação ter influenciado nesses valores, haja vista que choveu 76,40 mm no mês de outubro de 1997 e 40 mm no mês de agosto para o ano de 2017 (Figura 12), sendo esse último, mês antecedente a passagem do satélite naquele ano.

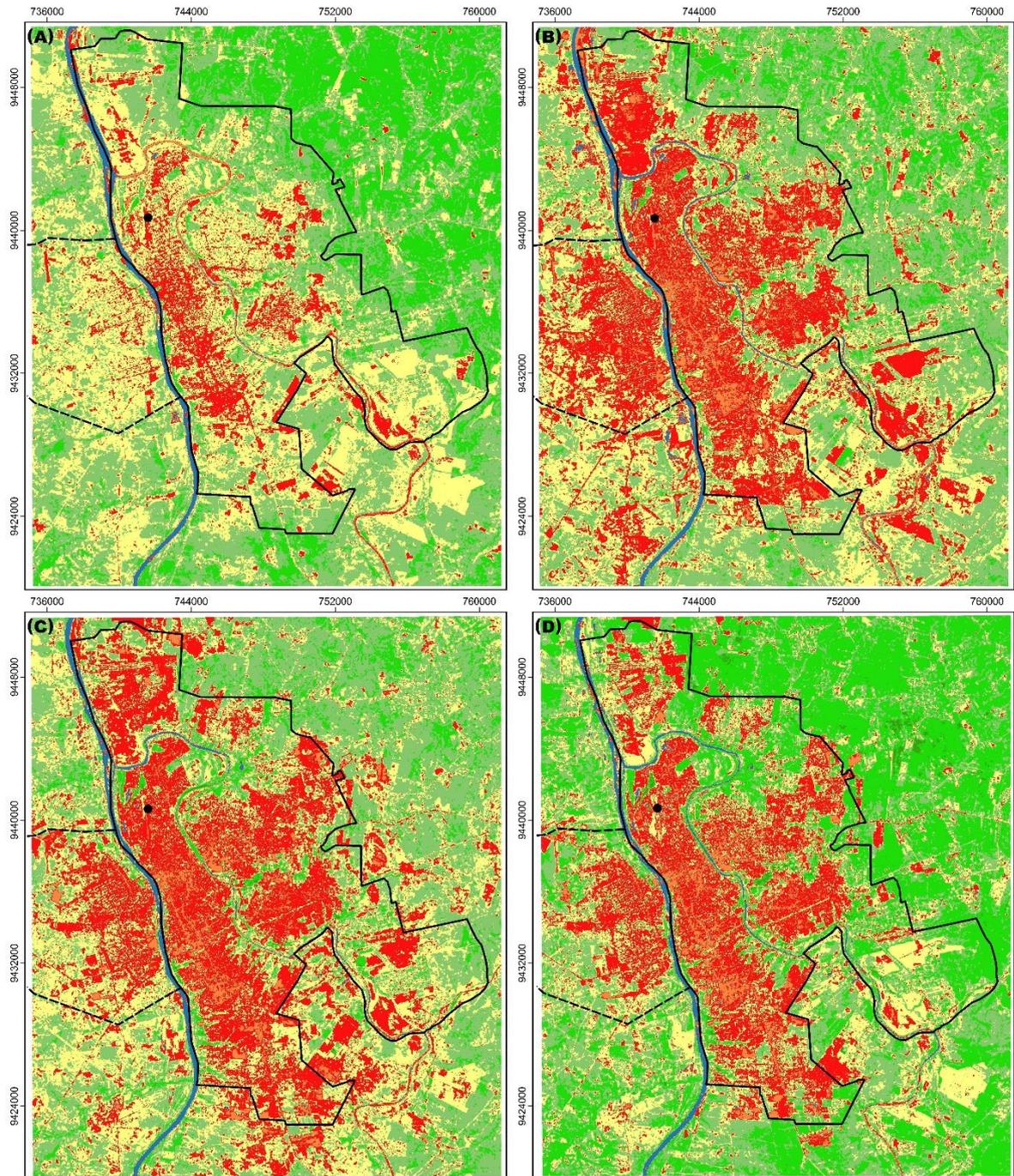
Tabela 12 – Valores estatísticos da imagem para o NDVI.

Imagem	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
07/10/1997	-0,34	0,78	0,46	0,13
10/10/2004	-0,59	0,76	0,39	0,16
25/10/2015	-0,53	0,78	0,38	0,16
12/09/2017	-0,71	0,82	0,46	0,20

Fonte: O autor (2018).

A Figura 19 mostra a espacialização dos valores do NDVI para as datas analisadas na área do estudo, compreendendo entre os valores  $< 0$  a  $> 0,76$  apresentados na carta georreferenciada do índice, em que os valores negativos ( $< 0$ ) se referem aos corpos hídricos representados em tons de azul. Logo a classe do NDVI com intervalos entre 0,01 a 0,30 nas tonalidades passando do laranja ao vermelho, representam as áreas de solo exposto e urbanização, nas quais notou-se grande variação temporal dessas classes ao longo dos anos analisados, principalmente para os índices dos anos de 2004 (Figura 19B), 2015 (Figura 19C) e 2017 (Figura 19D), demonstrando a intensa expansão do uso e cobertura do solo em direção aos limites da zona urbana, algo relacionado com a supressão da vegetação, evidenciando a espacialização do solo exposto e áreas construídas.

Figura 19 – NDVI para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).



Legenda  
 ● Estação meteorológica  
 □ Zona Urbana de Teresina  
 □ Zona Urbana de Timon

NDVI  
 < 0  
 0,01 - 0,15  
 0,16 - 0,30  
 0,31 - 0,45  
 0,46 - 0,60  
 0,61 - 0,75  
 > 0,76



0 2.5 5 7.5 10 km

Sistemas de Coordenadas: Universal Transverso de Mercator - UTM  
 Sistema Geodésico de Referência: SIRGAS 2000 - Zona 23 SUL

Elaboração: Antônio Celso de Sousa Leite

Fonte: O autor (2018).

Os resultados encontrados nesse estudo estão constatados com dados adquiridos nas pesquisas de Silva *et al.* (2016), ao computar o NDVI para avaliar as mudanças do uso e ocupação do solo na bacia do rio Bacanga em São Luís, obtiveram valores entre 0,01 a 0,17 nas áreas urbanas e de solo exposto.

Ainda, resultados semelhantes ao presente trabalho foram obtidos por Oliveira (2012), ao aplicar o NDVI no Bairro Centro do município de Recife, encontrou valores do índice inferior a 0,30, inferindo superfícies impermeabilizadas e de solo exposto.

De acordo com Huete e Tucker (1991), o NDVI para os solos expostos são, geralmente, na faixa de 0,05 a 0,30, entretanto, devido às propriedades óticas do solo, não se pode definir uma faixa rigorosa de valores de NDVI para solos com pouca ou nenhuma vegetação.

As classes com valores de 0,31 a  $> 0,76$  associadas nas cores entre o amarelo ao verde escuro, representa as regiões onde existe a presença de vegetação menos densa e em estágio de regeneração (0,31 a 0,45), bem como aquelas com alta densidade de cobertura vegetal existente no local relacionadas aos mais altos valores de NDVI (0,46 a  $> 0,76$ ), em que notou-se a predominância dessas classes fortemente nas regiões fora do perímetro urbano, mais especificamente nas região Nordeste da área, em que há uma evidencia de tons verdes mais fortes em 1997 e 2017 (Figuras 19A e 19D), podendo ser algo relacionado alta densidade e preservação do vigor vegetativo das plantas, ocasionando em elevados valores de NDVI por conta da precipitação registrada, indicando a abundância relativa e atividade da vegetação verde, como apontam Barbosa *et al.* (2017), ao discorrerem que as informações pluviométricas são muito importantes para a análise e compreensão da distribuição espacial da cobertura vegetal por meio do NDVI, devido a sua relação direta com a atividade fotossintética e produção de biomassa vegetal, proporcionando compreender o comportamento e dinâmica fenológica da vegetação.

Vale ressaltar que os valores do índice encontrado na pesquisa, assemelham-se com os Demarchi *et al.* (2011), ao investigar em seu estudo no que se refere aos tipos de vegetação, classificou as áreas de alta densidade de cobertura vegetal na classe de NDVI 0,50 a 0,90.

#### 4.4.3 Análises da Temperatura da Superfície (Tsup)

A Tabela 13 apresenta a estatística descritiva da Temperatura da Superfície (Tsup) em relação a área do estudo, para as imagens dos dias 07/10/1997, 10/10/2004, 25/10/2015 e 12/09/2017.

Tabela 13 – Valores estatísticos da imagem para a Tsup.

Imagem	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
07/10/1997	24,14	43,17	32,14	2,55
10/10/2004	24,14	42,80	32,10	2,39
25/10/2015	26,82	44,66	35,39	2,41
12/09/2017	26,48	46,27	33,39	2,38

Fonte: O autor (2018).

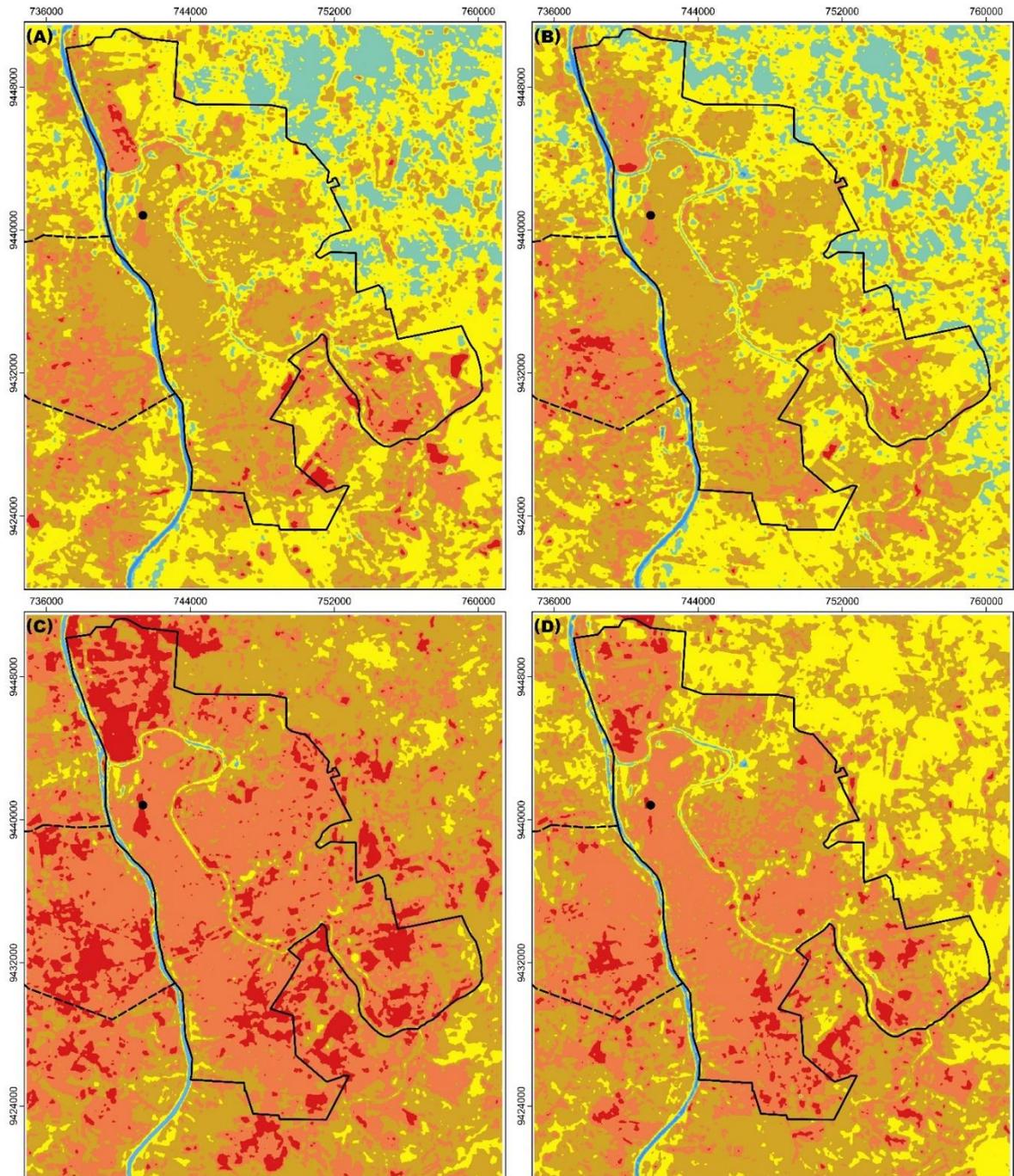
Nas cenas analisadas, as menores médias da Tsup foram registradas nas cenas dos dias 07/10/1997 e 10/10/2004, com média de 32,14°C e 32,10°C, respectivamente, algo que pode está relacionado com causas naturais para aqueles anos, como cobertura vegetal mais densa que favorece a diminuição da temperatura na superfície que decorre de vários fatores, como a rugosidade da vegetação e o direcionamento das folhas no sentido do fluxo de ar, mesmo para coberturas vegetais de baixo porte e esparsa (SILVA *et. al.*, 2015).

Já nas imagens do dia 25/10/2015 e 12/09/2017 foram as que apresentaram respectivamente as maiores médias, obtendo 35,39°C e 33,39°C, em que esses valores podem ser associados a eventos antrópicos caracterizados pela retirada da cobertura vegetal e conseqüente registro de temperaturas mais altas nessas superfícies com pouca ou nenhuma vegetação. Além disso, essas médias podem estar relacionadas à radiação solar incidente em cada imagem, ou seja, aos efeitos da sazonalidade, já que nenhum evento chuvoso foi observado nos 5 dias anteriores a obtenção das imagens conforme viu-se na Figura 13.

Outra possibilidade de favorecimento dessas maiores médias registradas, podem está associada a ocorrência do número dos focos de incêndio, como visto no ano de 2015, bem como as mudanças climáticas globais.

As cartas georreferenciadas de Tsup (Figura 20) representam a distribuição espacial desses valores na área investigada para as imagens de 07/10/1997, 10/10/2004, 25/10/2015 e 12/09/2017.

Figura 20 – Tsup para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).

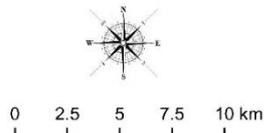


Legenda

- Estação meteorológica
- ▭ Zona Urbana de Teresina
- ▭ Zona Urbana de Timon

Temperatura da Superfície (°C)

- < 24
- 24,01 - 29
- 29,01 - 32
- 32,01 - 35
- 35,01 - 38
- 38,01 - 42
- > 42,01



Sistemas de Coordenadas: Universal Transverso de Mercator - UTM  
 Sistema Geodésico de Referência: SIRGAS 2000 - Zona 23 SUL

Elaboração: Antônio Celso de Sousa Leite

Fonte: O autor (2018).

Nas cenas do dia 07/10/1997 (Figura 20A) e 10/10/2004 (Figura 20B), notou-se a predominância das menores  $T_{sup}$  entre os anos investigados, em que na porção nordeste da imagem ocorre a existência de alguns fragmentos em tons azul com valores entre 29,01°C a 32°C, podendo isso estar associado devido a maior presença da cobertura vegetal nessas imagens, bem como a ocorrência da precipitação de 10 mm e 4 mm antecedente aos cinco dias de passagem do satélite naqueles anos (Figura 13), sendo capaz de indicar as mudanças gradativas ocorridas durante o desenvolvimento vegetativo para minimizar as altas temperaturas, conforme explica Souza (2014), ao comentar que as áreas vegetadas contribuem para a diminuição da temperatura, devido ao efeito de aumento da umidade do ar, amenizando o microclima urbano e contribuindo para uma melhor qualidade de vida nessas áreas, por trazer frescor e conforto térmico ao meio, principalmente nas regiões mais densamente urbanizadas.

Os valores da temperatura de superfície do dia 25/10/2015 (Figura 20C), revelaram que houve redução da classe com valores entre < 24 a 35°C, quando comparada com as cenas anteriores (Figura 20A e Figura 20B), e mostra também um crescimento das classes com valores que variam entre 38,01 a > 42,01°C, representadas nas cores laranja e vermelho, podendo ser explicado esse aumento devido essas áreas possuírem os índices de vegetação mais baixos e intenso crescimento das superfícies urbanas e de solo exposto, pois conforme apontam Alves *et al.* (2017), a elevação da temperatura está relacionada com a redução da cobertura vegetal em detrimento do aumento da malha urbana decorrente das atividades de modificação do uso e ocupação do solo, gerando condições climáticas que mudam o regime pluviométrico local e modificação nas trocas de energia, confirmando assim os resultados encontrados na pesquisa.

Andrade & Côrrea (2014), por sua vez, quando estimaram a Temperatura da Superfície em Santarém-PA, comprovaram que as alterações desse parâmetro estão ligadas as atividades antropogênicas, como a exemplo da impermeabilização do solo que favoreceu elevadas temperaturas na zona central do município.

Além disso, a análise do crescimento urbano na área do estudo pode-se inferir o surgimento dos fenômenos Ilhas de Calor de Superfície, tendo em vista que gradativamente nas áreas urbanas a temperatura superficial cresceu em relação as áreas circunvizinhas, passando dos intervalos de 32,01°C a 38°C, visto nos anos de 1997 e 2004, para temperaturas maiores nos anos de 2015 e 2017, condizendo com

Oke (1987), ao discorrer que uma das principais características relacionadas ao fenômeno das Ilhas de Calor no ambiente urbano, é a presença de maiores índices térmicos nas regiões centrais quando comparado a áreas periféricas, característica essa relacionada com a maior atividade antrópica nessa região.

Ainda, na cena de 2015 (Figura 20C), a estimativa da temperatura mostrou que as áreas que apresentaram valores entre 35,01°C a 38°C localizadas em algumas regiões da carta, como as Nordeste e Sul, comportou-se com valores entre os intervalos de 32,01°C a 35°C na cena do dia 12/09/2017 (Figura 20D), isso devido essas regiões apresentar algumas áreas que sofreram indícios de incêndio em 2015, resultando a elevação da temperatura superficial por conta da exposição do solo nu, em que no ano de 2017 nessas áreas o poder de regeneração da vegetação foi evidente, como visto na Figura 16, influenciado pelo evento chuvoso, conservando o vigor verde vegetacional conforme apresentado na carta do NDVI, ao relacionar os elevados valores do índice (Figura 19D) nessas regiões, refletindo em valores menores de temperatura superficial ao observar a cena da Tsup de 2017 (Figura 20D).

Assim, ao comparar a Tsup entre as cenas analisadas, deve-se levar em consideração a mudança do ambiente pelas atividades humanas, a influência do período sazonal e a precipitação pluviométrica, sendo esses dois últimos, eventos que acarretam na alteração da densidade e vigor da vegetação, podendo alterar na estimativa da temperatura, como mostram as análises realizadas nos estudos de Lins *et al.* (2017), ao verificarem no município de Arcoverde-PE o aumento da temperatura da superfície na transição de regiões com vegetação abundante para aquelas de solo exposto e zona urbana, registrando nessas áreas elevadas temperaturas provocadas pelos efeitos das mudanças no uso e ocupação do solo.

#### 4.4.4 Análises do Índice de Construção NDBI

A estatística descritiva mostrada na Tabela 14, evidencia que o maior valor médio do NDBI foi obtido na imagem do dia 25/10/2015, enquanto que a menor média foi registrado na imagem do dia 07/10/1997. Além disso, comparando os dados estatísticos da tabela com a do NDVI (Tabela 12), nota-se a relação contrária desses índices.

Tabela 14 – Valores estatísticos da imagem para o NDBI.

Imagem	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
07/10/1997	-0,73	0,28	-0,08	0,15
10/10/2004	-0,73	0,32	-0,05	0,14
25/10/2015	-0,74	0,42	-0,01	0,13
12/09/2017	-1,00	0,32	-0,07	0,14

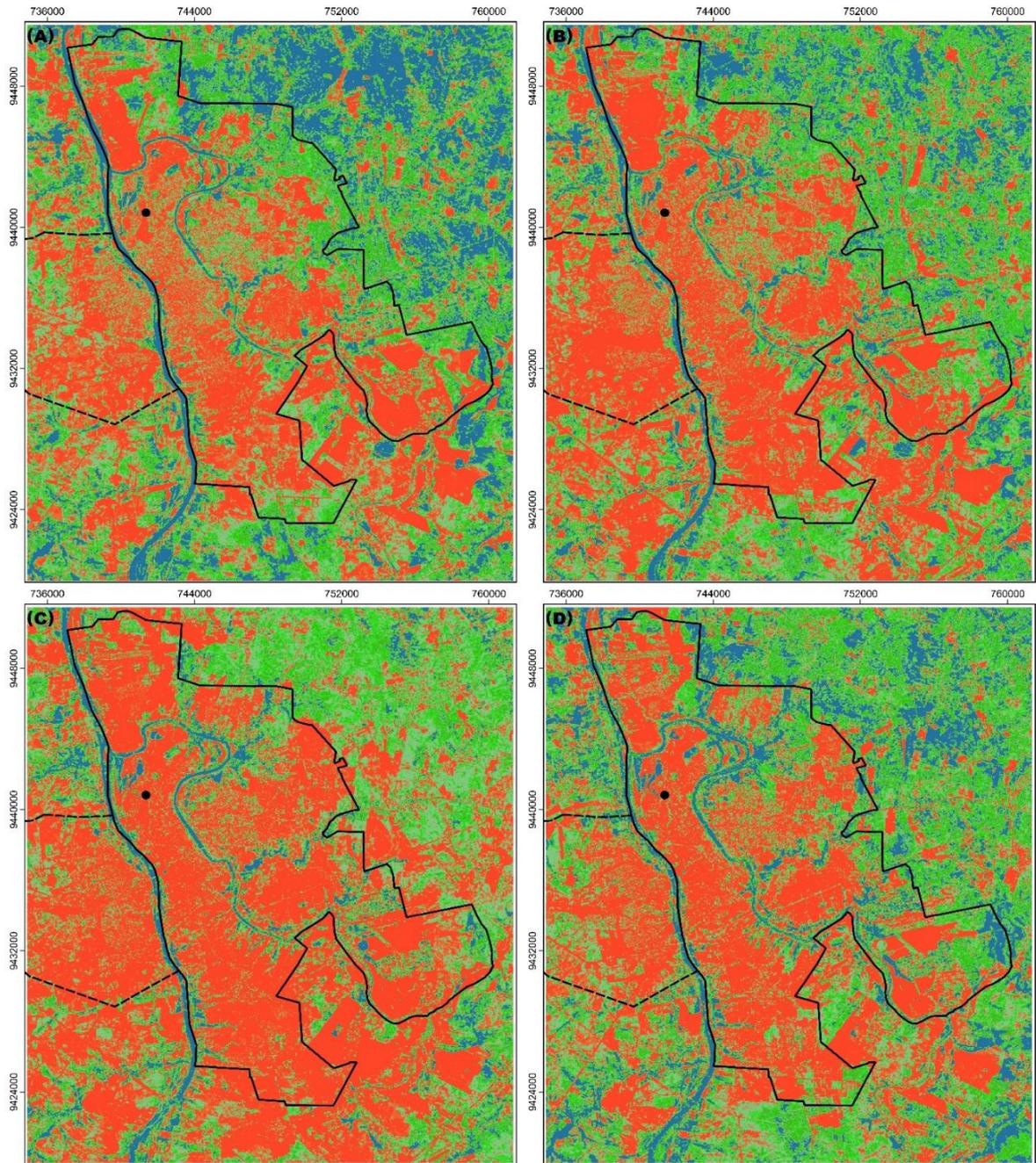
Fonte: O autor (2018).

A carta georreferenciada do NDBI (Figura 21) para as imagens utilizadas no estudo, expressaram a dinâmica desse índice entre os anos investigados, em que os resultados revelaram que os valores do NDBI variaram entre negativos até positivos, inferindo o dinamismo da área com água, vegetação, solo exposto e elementos urbanos.

Nas cenas apresentadas nas cartas georreferenciadas, observa-se que há uma predominância dos pixels com os valores entre  $< -0,25$  a  $-0,01$  na porção Nordeste das imagens, representando as áreas de vegetação e com presença de água, aonde também a água foi notada na divisa dos limites urbanos dos municípios, bem como internamente na área urbana de Teresina.

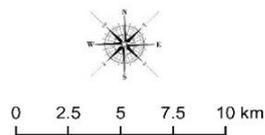
Observa-se ainda que na cena do dia 25/10/2015 (Figura 21C), houve um significativo aumento em todas as direções da imagem para as classes 0,02 a  $> 0,31$  representadas em tons laranja e vermelho. Entretanto, ao comparar com a cena do dia 12/09/2017 (Figura 21D), essa classe reduziu, em que a maior predominância dessa classe para o ano de 2015 pode também está associado a estimação exagerada entre solo exposto e urbanização, já que ambos apresentam uma semelhança espectral, ocorrendo assim a não separação desses alvos através do NDBI, algo que foi visto também na matriz de confusão (Quadro 4) para aquele ano, através do baixo percentual (24,60%) da exatidão do produtor na Classe Solo exposto.

Figura 21 – NDBI para as imagens: 07/10/1997 (A), 10/10/2004 (B), 25/10/2015 (C) e 12/09/2017 (D).



Legenda  
 ● Estação meteorológica  
 □ Zona Urbana de Teresina  
 □ Zona Urbana de Timon

NDBI  
 < -0,25  
 -0,24 - -0,15  
 -0,14 - -0,10  
 -0,09 - -0,01  
 -0,01 - 0,01  
 0,02 - 0,30  
 > 0,31



Sistemas de Coordenadas: Universal Transverso de Mercator - UTM  
 Sistema Geodésico de Referência: SIRGAS 2000 - Zona 23 SUL

Elaboração: Antônio Celso de Sousa Leite

Fonte: O autor (2018).

Contudo, observando internamente dentro do perímetro urbano, bem como seu entorno, ficou evidente a dinâmica do crescimento de superfícies construídas e impermeáveis e ocorrência de solo exposto, baseado no crescimento dos valores associados a essa categoria do índice, algo que pode estar vinculado às atividades de uso e ocupação solo, que têm contribuído para a diminuição gradual da cobertura vegetal entre 1997 a 2017, conforme os dados de quantificação das classes (Tabela 10).

Também, na cena do dia 12/09/2017 (Figura 21D), áreas antes mostradas nas cores laranja e vermelho em 2015 (Figura 21C), passaram a ter a coloração verde no ano subsequente (2017), principalmente nas regiões Nordeste e Sul da imagem, deduzindo a minimização de áreas com solo exposto, devido a regeneração da cobertura vegetal nessas áreas influenciada pela precipitação, na qual em 2017 apresentou-se entre as melhores médias mensais históricas no período chuvoso (Figura 8).

Os resultados desse estudo se assemelham aos de Oliveira *et al.* (2015), ao utilizarem o NDBI na análise da evolução espaço-temporal do processo de impermeabilização no bairro de Santo Amaro, Recife-PE, obtiveram valores positivos do índice e maiores que 0,30, indicando o aumento espacial das áreas impermeabilizadas e construídas em todo o bairro. Em estudo subsequente, Ranagalage *et al.* (2017), por sua vez, ao realizarem a análise espaço-temporal utilizando o NDBI na Área Metropolitana de Colombo, Sri Lanka, encontraram valores máximos para o índice oscilando entre 0,46 a 0,66, representando a expansão das superfícies urbanas construídas.

## 4.5 MODIFICAÇÃO DOS PADRÕES DE USO E COBERTURA DO SOLO E SUA RELAÇÃO ENTRE OS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS

A interpretação visual de imagens orbitais de sensoriamento remoto usa os métodos de fotointerpretação, utilizados como elementos de reconhecimento para identificação dos alvos, entre eles destaca-se a forma, tonalidade, cor, localização, textura e padrão (Jensen, 2009).

Diante disso, para analisar as modificações no comportamento dos índices e parâmetros biofísicos na área do estudo, com escala de detalhe, foram escolhidos 6 pontos amostrais (Tabela 15) nos locais que evidenciam as alterações em relação ao uso e cobertura do solo, levando-se em consideração as técnicas de interpretação visual dos alvos existentes nas imagens, para posterior comparação com a composição colorida RGB das imagens do ano de 1997 e 2017, destacando assim o ano inicial e final entre o período de 20 anos, objetivando a validação dos dados resultantes da resposta espectral no momento do cômputo dos índices e parâmetros biofísicos.

Tabela 15 – Pontos amostrais na área do estudo com os valores das coordenadas.

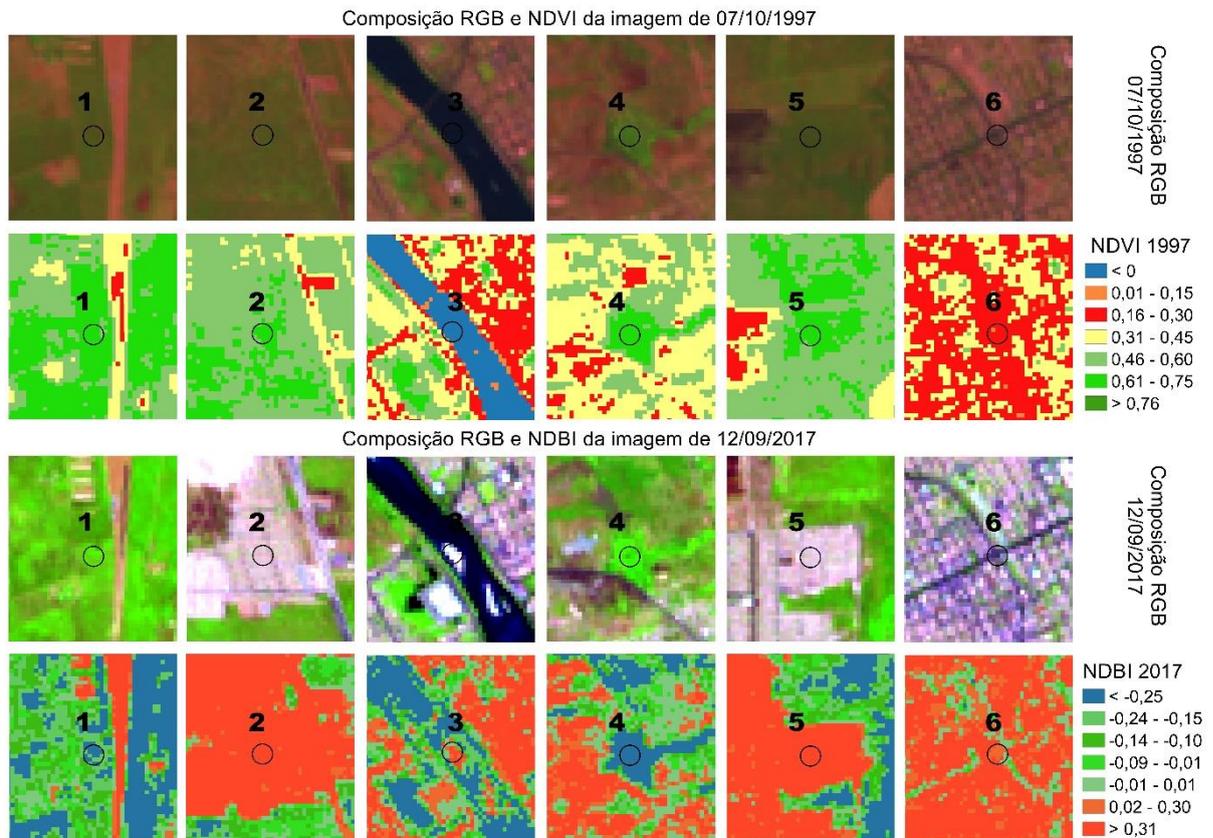
Pontos amostrais	Coordenada X	Coordenada Y
Ponto 1	757169,00	944317,00
Ponto 2	748283,00	942399,00
Ponto 3	741276,00	943707,00
Ponto 4	738671,00	943872,00
Ponto 5	742593,00	944912,00
Ponto 6	743549,00	943734,00

Fonte: O autor (2018).

### 4.5.1 Validação das imagens de NDVI e NDBI

A Figura 22 ilustra a situação de uso e cobertura do solo para os pontos amostrais em relação ao cômputo do NDVI 1997 e NDBI 2017, em que ao relacionar esses índices, notou-se as alterações sofridas em algumas áreas, principalmente a supressão da cobertura vegetal no ano de 2017 para a inserção de superfícies urbanas (Pontos amostrais 2 e 5), como também a ocorrência de sedimentos em suspensão (Ponto 3).

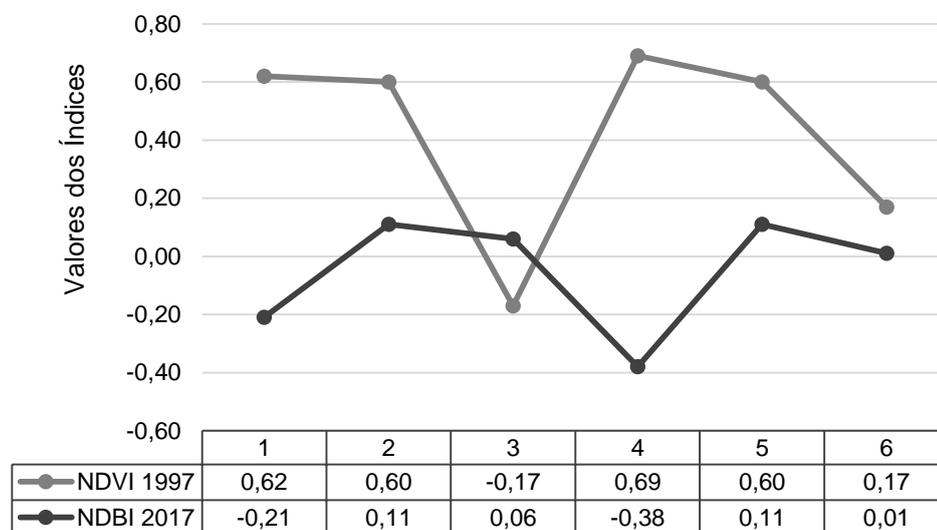
Figura 22 – Situação de cobertura do solo comparando o NDVI 1997 x NDBI 2017.



Fonte: O autor (2018).

O Gráfico 1 representa o comportamento entre o NDVI 1997 e NDBI 2017 nos pontos amostrais, nos quais esses índices distinguem suas respostas espectrais de acordo com as modificações existentes sobre o uso e cobertura do solo.

Gráfico 1 – Comportamento espectral entre o NDVI 1997 x NDBI 2017.



Fonte: O autor (2018).

Observando a Figura 22 e o Gráfico 1, nos pontos 1 e 4, a cobertura vegetal manteve-se preservada desde 1997 até 2017, em que o NDVI 1997 apresentou um alto valor do índice para ambos os pontos (0,62 e 0,69, respectivamente), enquanto que para o NDBI 2017 a resposta espectral nesses pontos comportou-se negativamente (-0,21 e -0,38), atestando a existência da vegetação, já que para esse índice a vegetação apresenta valores negativos (-0,21 e -0,38).

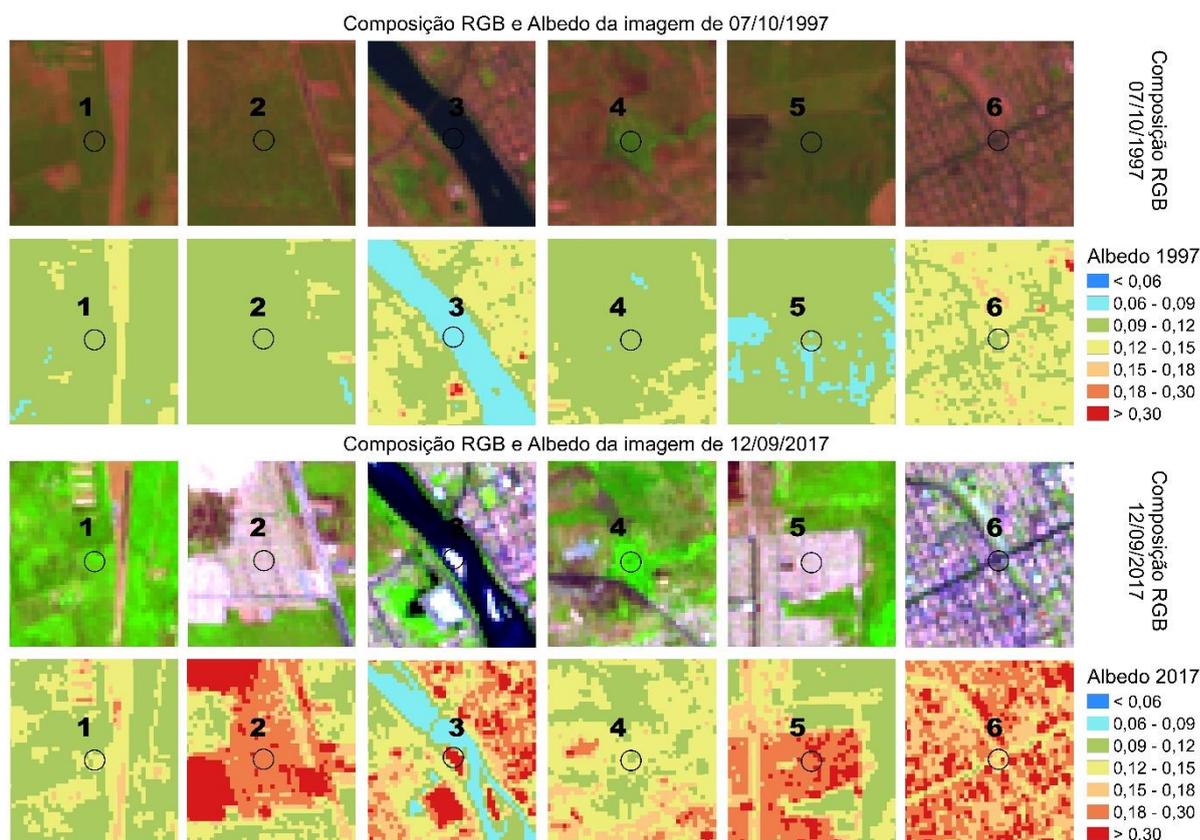
Ainda, ao verificar os pontos 2 e 5, os valores correspondentes ao NDVI 1997 são positivos (0,60 para os dois pontos), inferindo a ocorrência de vegetação nessas áreas. Contudo, ao observar o NDBI de 2017 nesses mesmos pontos, infere-se que houve a ocorrência da supressão de cobertura vegetal em substituição ao incremento de superfícies construídas nessas áreas, devido os valores positivos de 0,11 nos pontos, registrados através do NDBI 2017, como mostra também a composição colorida RGB, ao observar indícios de urbanização na imagem daquele ano.

Além disso, para o ponto amostral 3, a água comporta-se com valores negativos no NDVI 1997 (-0,17), validando assim os dados do índice para a água conforme a literatura. No entanto, ao ver o NDBI 2017, o valor da resposta espectral nesse ponto é positivo (0,06), podendo isso ser explicado, devido a existência dos sedimentos em suspensão identificado no curso do rio para aquele ano na cena da imagem RGB, algo que também é oriundo de práticas de supressão vegetal, o que favorece a exposição do solo exposto e o assoreamento daquele recurso hídrico. Por fim, o ponto 6 apresentou valores positivos tanto para o NDVI 1997 e NDBI 2017, indicando a não ocorrência de mudanças naquela superfície física construída.

#### 4.5.2 Validação das imagens de Albedo

Na Figura 23 os valores do Albedo da Superfície para os anos de 1997 e 2017 permitem observar o comportamento desse parâmetro biofísico nos diferentes períodos.

Figura 23 – Situação de cobertura do solo comparando o Albedo 1997 x Albedo 2017.



Fonte: O autor (2018).

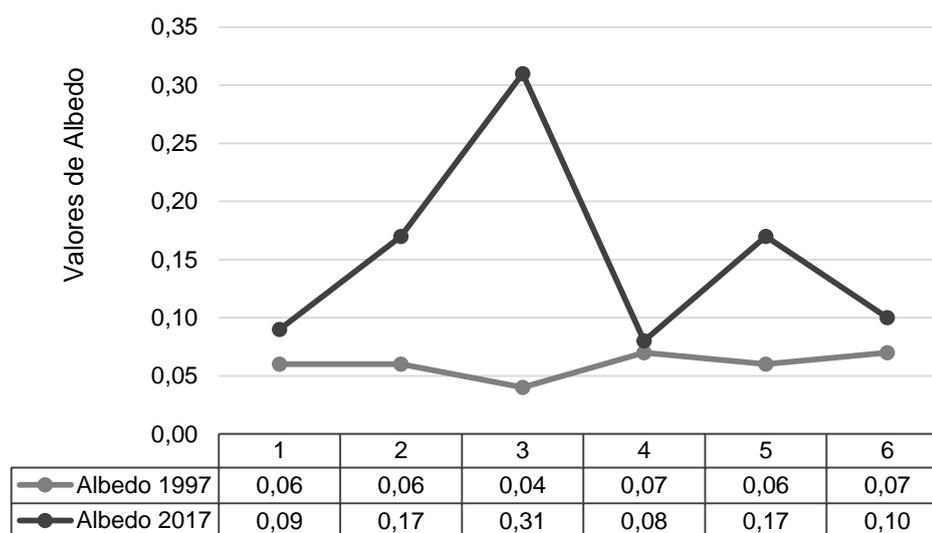
Os pontos amostrais 1 e 4 dos anos investigados apresentaram baixos valores de albedo, associados as cores entre o verde e amarelo, fato esse explicado devido a vegetação ali existente como mostra a composição RGB da imagem em 1997 e 2017. Entretanto, observou-se a elevação desse parâmetro nos pontos 2 e 5, no ano de 2017 ao comparar com 1997, retratando alterações na superfície terrestre por meio da expansão da malha urbana, como também visto nos sedimentos em suspensão identificado no curso do Rio (ponto amostral da 03).

Desta maneira, essas análises corroboram com Robinove *et al.* (1981), ao discorrerem que a investigação do albedo através de imagens para diferentes anos, podem subsidiar o diagnóstico de alterações na superfície terrestre decorrentes de causas naturais ou antrópicas, pois o crescimento do albedo decorre do aumento do

solo exposto e superfícies urbanas e, opostamente, o decréscimo do albedo é, inicialmente, devido ao aumento da umidade do solo e densidade da vegetação.

O Gráfico 2 evidencia as alterações ocorridas na resposta do Albedo da Superfície de 1997 e 2017, exibindo as mudanças desse parâmetro nos pontos 2, 3 e 5, haja vista que em 1997 os valores eram 0,06, 0,04 e 0,06, respectivamente, e em 2017, nesses pontos, os valores cresceram, registrando 0,17, 0,31 e 0,17, ressaltando as alterações ocorridas na superfície relacionadas a expansão territorial, declínio da vegetação e surgimento de sedimentos em suspensão, obtendo valores condizentes com os estudos de Alves *et al.* (2017), quando investigaram que os maiores valores de albedo se encontravam na área urbana de Serra Talhada, influenciados pela construção de estradas pavimentadas, casas, e calçadas, em substituição a cobertura vegetal existente.

Gráfico 2 – Comportamento espectral entre o Albedo 1997 x Albedo 2017.



Fonte: O autor (2018).

Ainda, ao observar os pontos 1 e 4, investiga-se uma resposta espectral menor em 1997 de 0,06 e 0,07, respectivamente, ao comparar com o ano mais recente (2017), podendo isso ser explicado por conta da preservação do vigor fotossintético da vegetação e umidade presente, características essas influenciada pela precipitação ocorrida 5 dias antes naquele ano (Figura 13), validando a influência de eventos naturais, como a precipitação, no resultado desse parâmetro.

Também, ao verificar o ponto 6 que retrata uma superfície construída como mostra a composição RGB (Figura 23), os valores obtidos foram 0,07 e 0,10

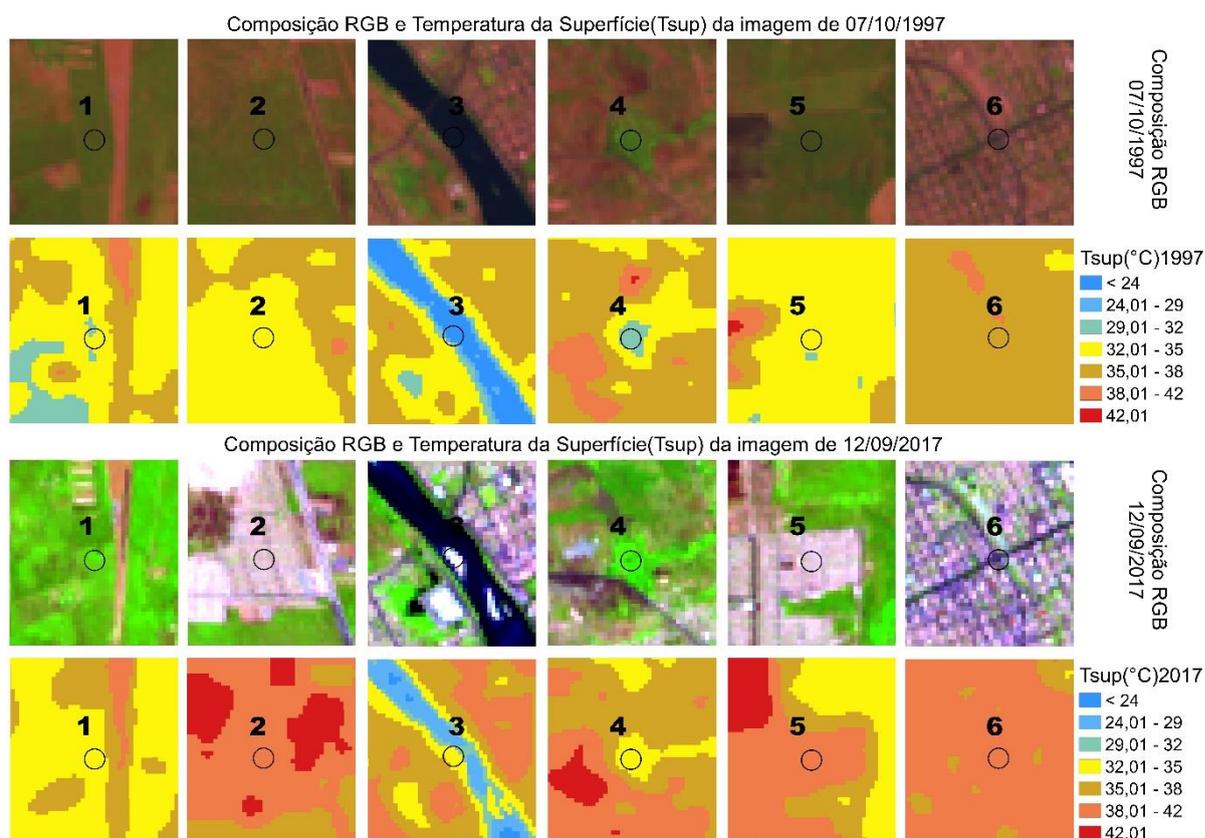
respectivamente em 1997 e 2017, em que a diferença nesses resultados caracterizam indícios da influência da sazonalidade, a exemplo da radiação solar, nas respostas do Albedo em diferentes períodos para uma mesma superfície, conforme Lopes *et al.* (2007), ao comentarem que os valores de albedo são influenciados pela situação sazonal do ambiente, a exemplo da radiação solar e pluviosidade, bem como pelas características físicas dos objetos, a exemplo das superfícies lisas, secas e de coloração clara que correspondem altos valores de albedo, enquanto que os valores mais baixos são associados a superfícies rugosas, úmidas e de coloração escura

Além disso, Tang *et al.* (2018) afirmaram que a contribuição no crescimento do albedo através da expansão e surgimento de novas áreas urbanizadas é revelado por meio da substituição de superfícies naturais (como por exemplo, florestas) por superfícies impermeáveis (como por exemplo, cimento e asfalto), afetando às mudanças na condutividade térmica da superfície e trocas de energia, já que as superfícies naturais desempenham um papel importante nesse processo, fato este visto no estudo, ao observar a elevação do albedo quando áreas antes vegetadas foram substituídas por superfícies físicas e impermeáveis.

### 4.5.3 Validação das imagens da Temperatura da Superfície (Tsup)

A Figura 24 mostram a dinâmica da temperatura superficial para os anos de 1997 e 2017, permitindo observar o surgimento de superfícies mais quentes ao comparar visualmente a Tsup e a imagem composta RGB dos pontos amostrais identificados conforme a Tabela 15.

Figura 24 – Situação de cobertura do solo comparando a Tsup 1997 x Tsup 2017.



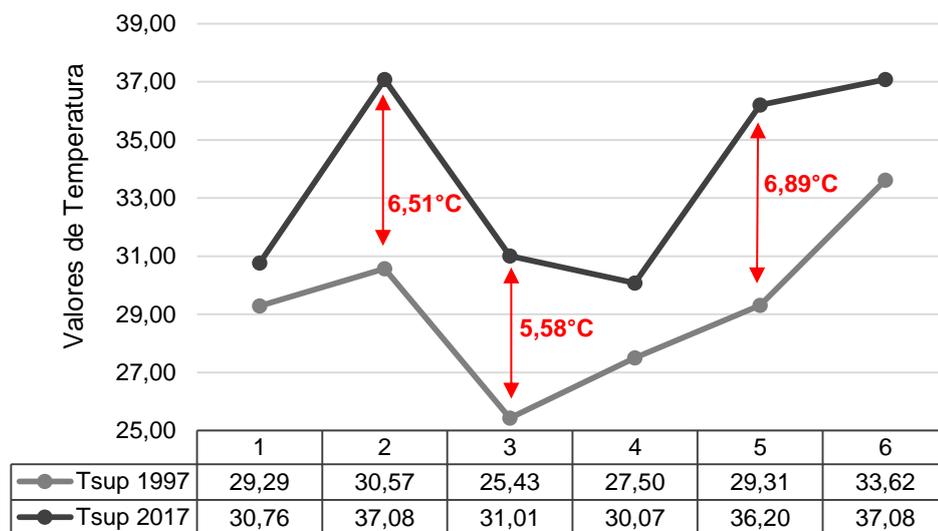
Fonte: O autor (2018)

Na composição RGB das imagens mostra algumas mudanças ocorridas na superfície, a exemplo dos pontos 2, 3 e 5, aonde houve o incremento de superfícies urbanas e ocorrência de sedimentos em suspensão, que conseqüentemente contribuiu a elevação das temperaturas superficiais decorrentes dessas alterações, passando de temperaturas registradas inferiores a 35 °C em 1997 para valores acima dessa medida ao ver o ano de 2017, conforme as imagens de processamento da Tsup.

O Gráfico 3 mostra os valores da temperatura superficial para os pontos amostrais dos anos de 1997 e 2017, verificando-se que houve um crescimento de 6,51°C, 5,58°C e 6,89°C, em 2017, respectivamente para os pontos 2, 3 e 5, nas quais viu-se as alterações da superfície terrestre, como a exposição de sedimentos no curso

do rio no ponto 3, e a supressão da vegetação para o incremento e expansão de superfícies construídas (pontos 2 e 5), o que influencia aos acontecimentos das ilhas de calor que é ocasionada devido a ampliação da superfície que conduz ao aquecimento em decorrência de uma maior captação de radiação solar, observando um crescimento considerável da Tsup naquelas áreas em relação as regiões circunvizinhas

Gráfico 3 – Comportamento espectral entre a Tsup 1997 x Tsup 2017.



Fonte: O autor (2018).

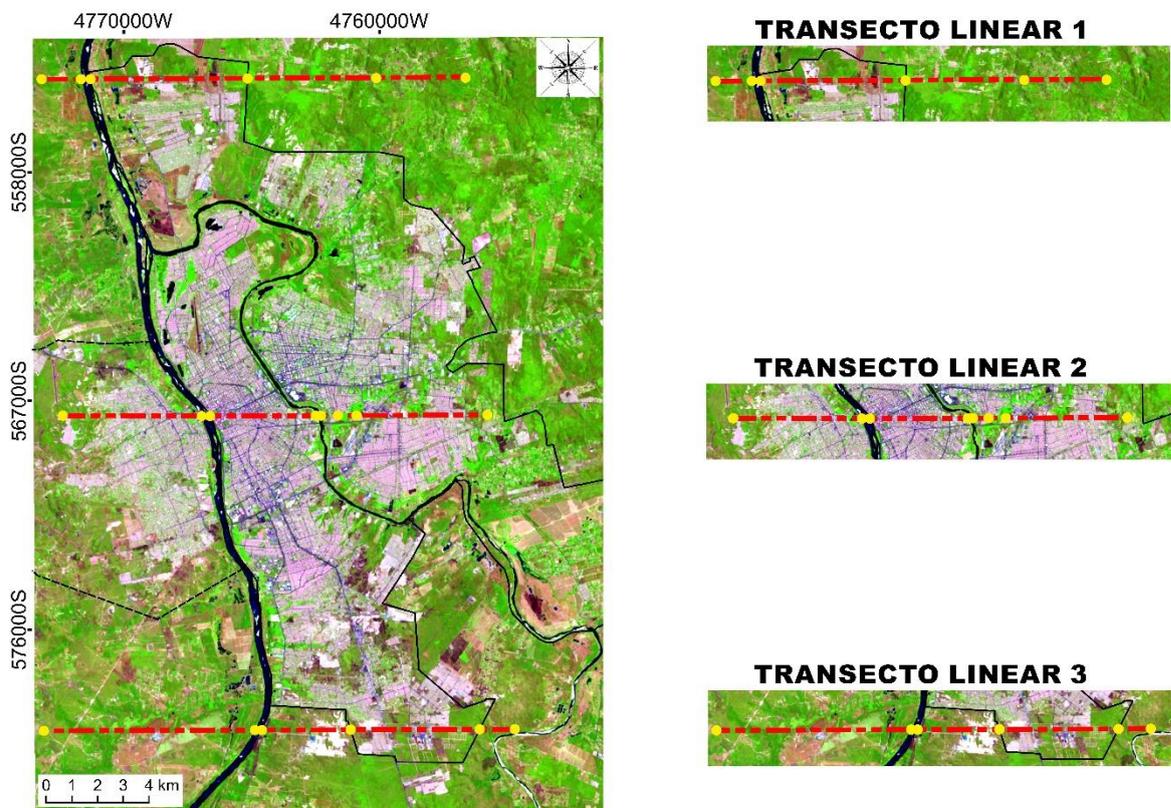
No ano de 1997, os valores da temperatura superficial foram menores no ponto 1 (29,29°C) e 4 (27,50°C), ao comparar com 2017, algo que pode ser explicado em função da precipitação de 10 mm que aconteceu 5 dias antes naquele ano (Figura 13), elevando a humidade e o vigor vegetativo, resultando no menor conforto térmico ao verificar com 2017.

Esses resultados se assemelham as análises de Silva *et al.* (2005), aonde ao estimarem 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.

## 4.6 ANÁLISE DA SENSIBILIDADE ENTRE OS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS

Para demonstrar a sensibilidade dos índices e parâmetros utilizados nesta pesquisa aos diversos usos e cobertura do solo, foram traçados três transectos lineares (Figura 25), criados perfis dos valores do NDVI, NDBI, Albedo e Temperatura da Superfície (Tsup) para as imagens dos anos de 1997, 2004, 2015 e 2017.

Figura 25 – Transectos lineares.



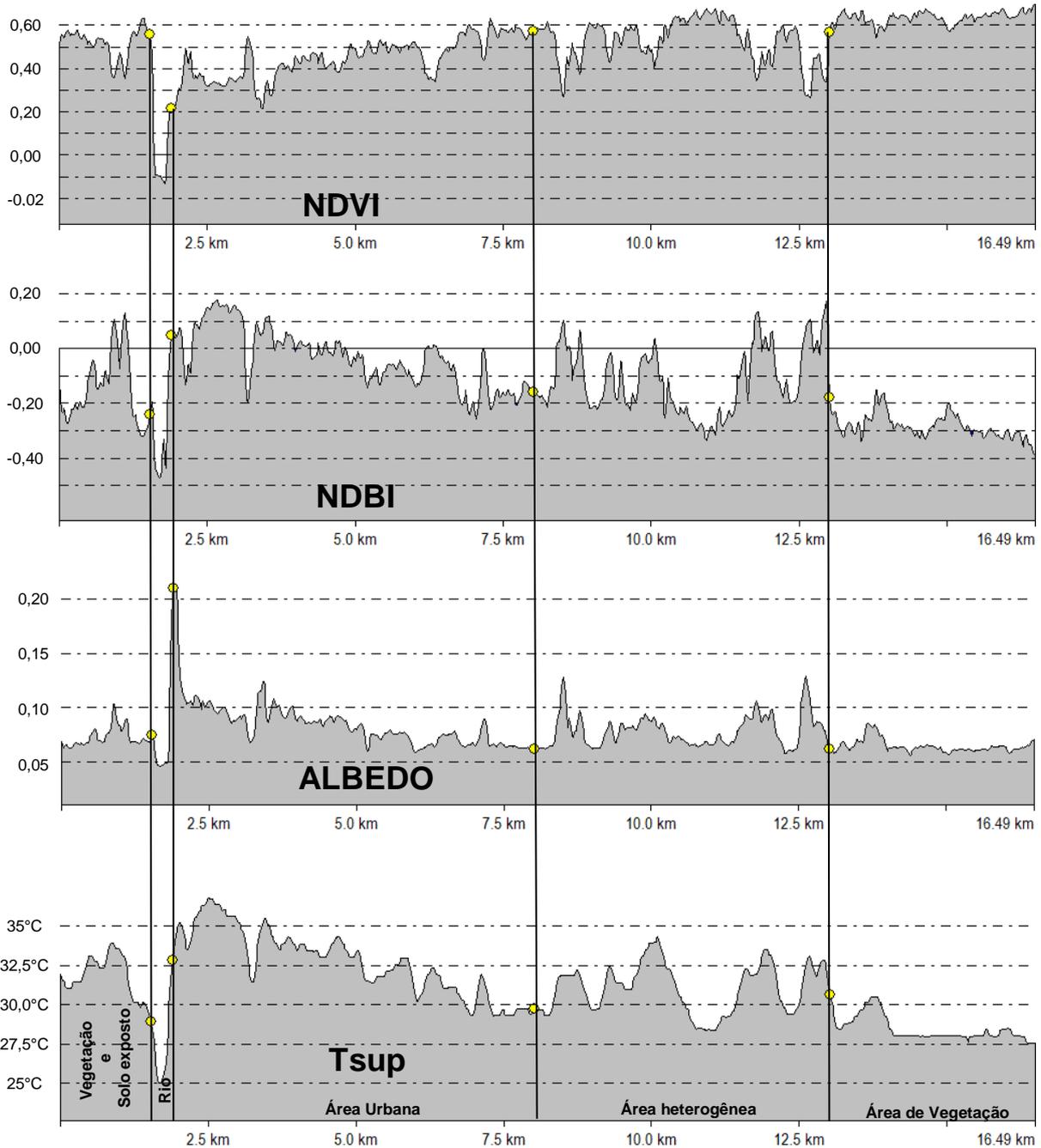
Fonte: O autor (2018).

Deste modo, ao analisar os perfis dos transectos, foi possível observar a função da vegetação de amenizar a temperatura da superfície, assim como notou-se a supressão da cobertura vegetal, surgimento de solo exposto, avanço e expansão da malha urbana, bem como a evolução temporal das temperaturas nas áreas mais urbanizadas.

As Figuras 26 a 27, trata-se do transecto linear 1, englobando as regiões situadas ao norte da área do estudo, formada por áreas características de vegetação, solo exposto, urbanização.

A Figura 26 mostra o transecto linear 1 do ano de 1997, em que prevalece os altos valores de NDVI, mesmo nas áreas urbanas, influenciando consequentemente em valores mais baixos de Albedo e Tsup, deduzindo assim a presença de um percentual considerável de cobertura vegetal ainda preservada naquele período.

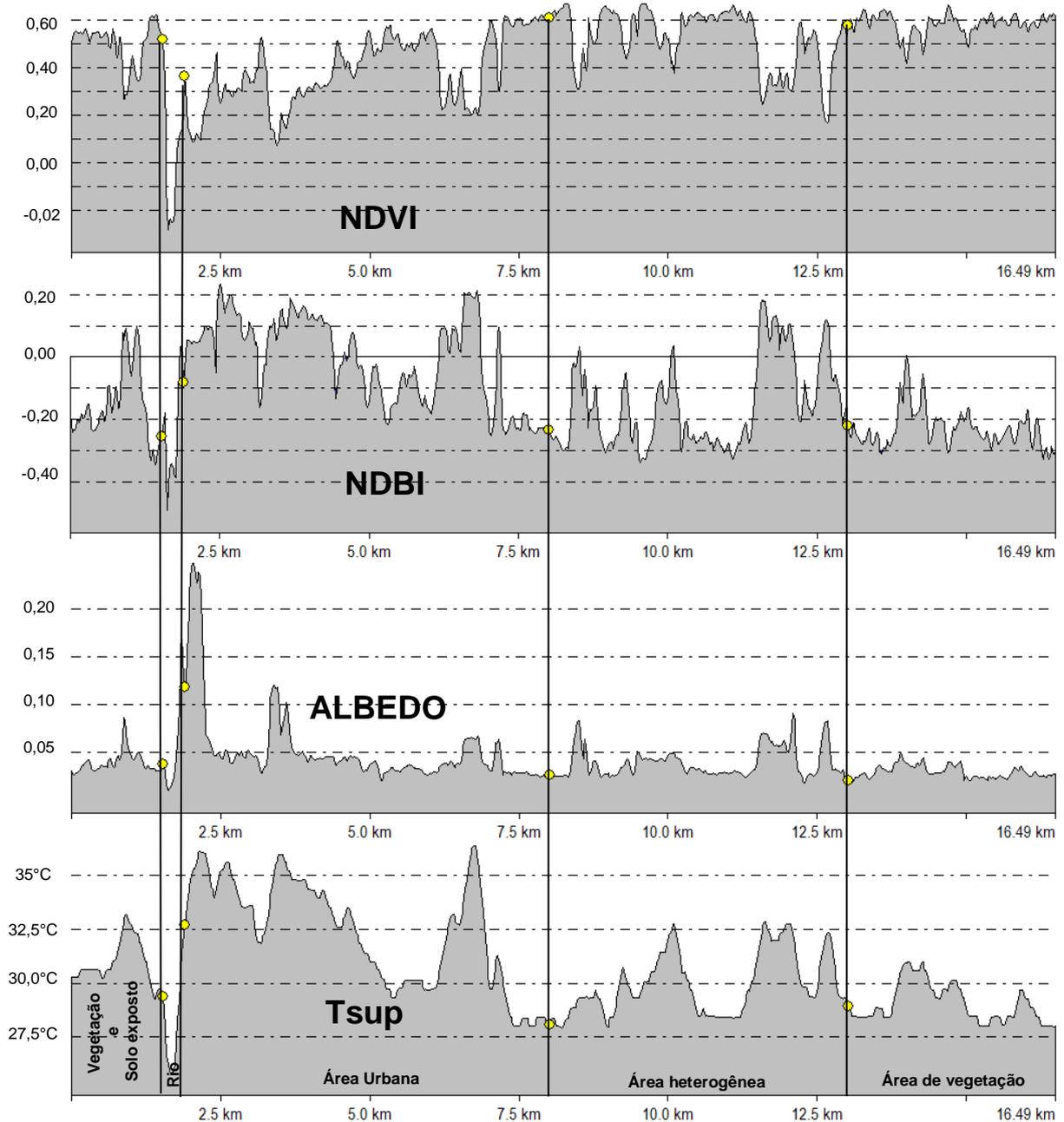
Figura 26 – Representação do transecto linear 1 para a imagem de 07/10/1997.



Fonte: O autor (2018).

Na Figura 27, o perfil do NDBI de 2004 apresenta uma maior área de valores na escala positiva nas regiões urbanas, ao comparar com 1997 (Figura 26), e no NDVI, observando a distância entre 5,0 a 7,5 km, os valores decresceram, concluindo-se que houve a supressão da vegetação para a inserção de superfícies urbanas construídas.

Figura 27 – Representação do transecto linear 1 para a imagem de 10/10/2004.



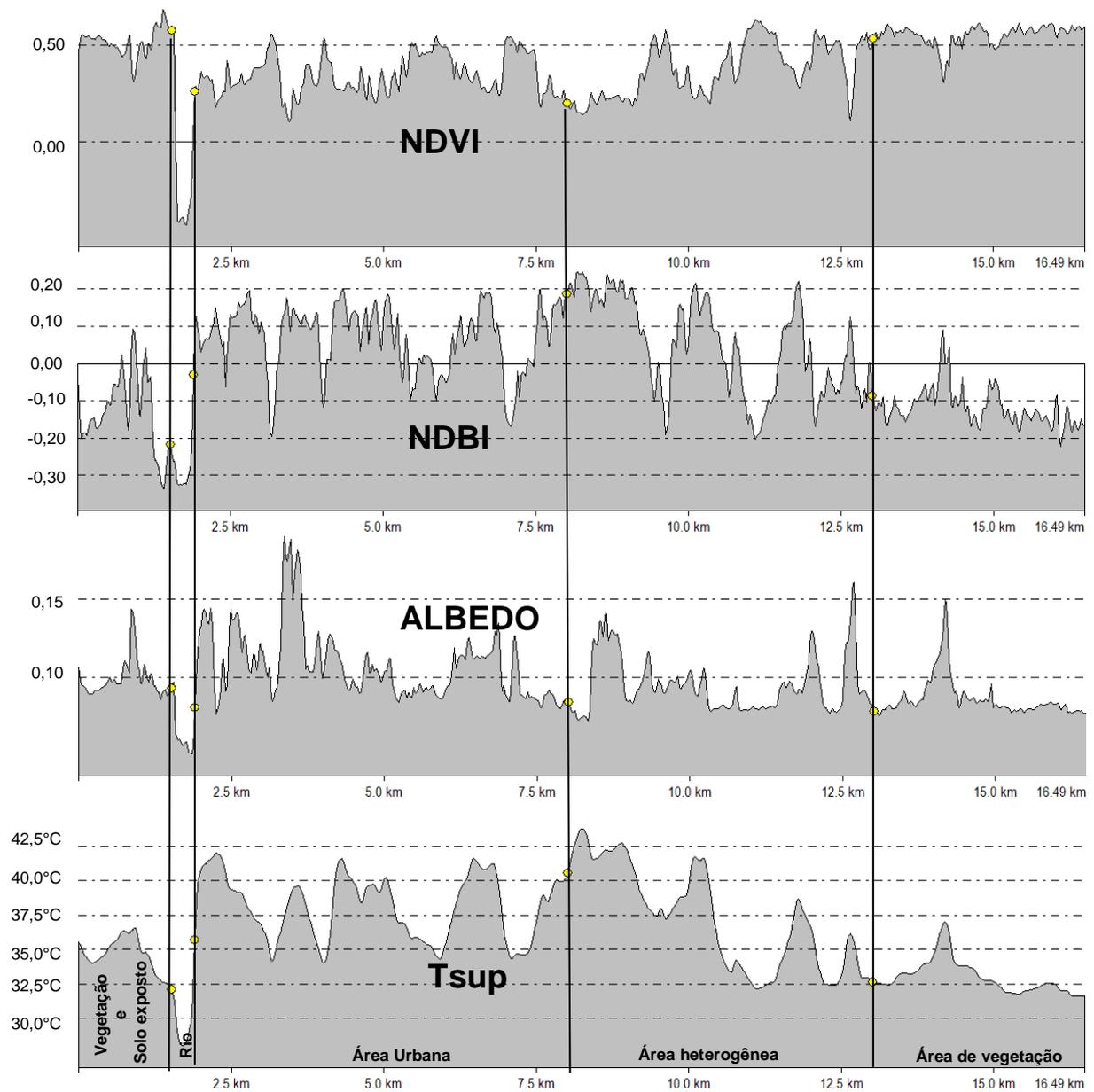
Fonte: O autor (2018).

Quando observado os demais transectos (Figuras 28 e 29), nas áreas urbanas de vegetação e solo exposto, é visto que alguns picos de NDBI são mais elevados (picos próximos 0,20 e/ou superiores), e NDVI (superiores ou próximos a 0,50) vão diminuindo espaço-temporalmente entre as imagens dos anos de 1997 e 2017, regredindo a sua escala de valores em que no ano de 1997 e 2004 obteve-se picos superiores e próximos a 0,60, algo não visto nos anos posteriores, o que se caracteriza pela diminuição da cobertura vegetal, surgimento de áreas impermeáveis por conta da urbanização e aumento do solo exposto.

Além disso, as ocorrências naturais, como a precipitação, também são condicionantes que alteram os índices e parâmetros biofísicos, como nota-se a escassez do evento chuvoso em 2015 e 2017, favorecendo uma vegetação estressada, evidenciando uma baixa resposta espectral, diferente do que aconteceu em 1997 e 2004, aonde houve ocorrência de chuva 5 dias antes, contribuindo para um dossel vegetal verde e sadio e conseqüentemente refletindo em elevados valores de NDVI.

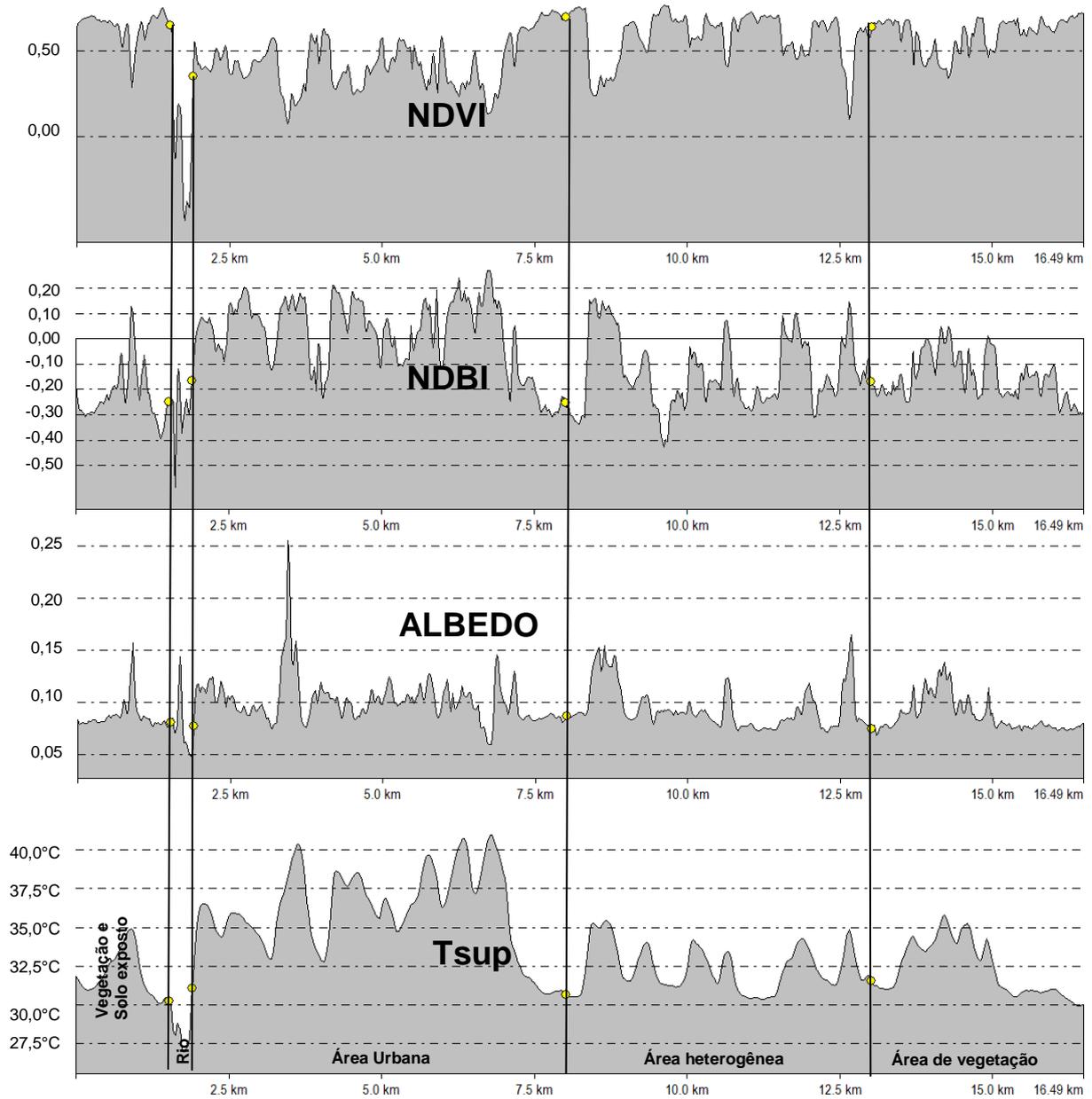
Ainda, a dinâmica dos valores do Albedo e Temperatura da Superfície foram verificadas mais intensamente nas imagens de 2015 e 2017, apresentando picos superiores nas áreas urbanas, de solo exposto e nas áreas heterogênea, pertinente a construção de superfícies construídas impermeáveis e a supressão da vegetação, que contribui para a incidência de solo exposto, o que acarreta na alteração conjunta do Albedo e Tsup.

Figura 28 – Representação do transecto linear 1 para a imagem de 25/10/2015.



Fonte: O autor (2018).

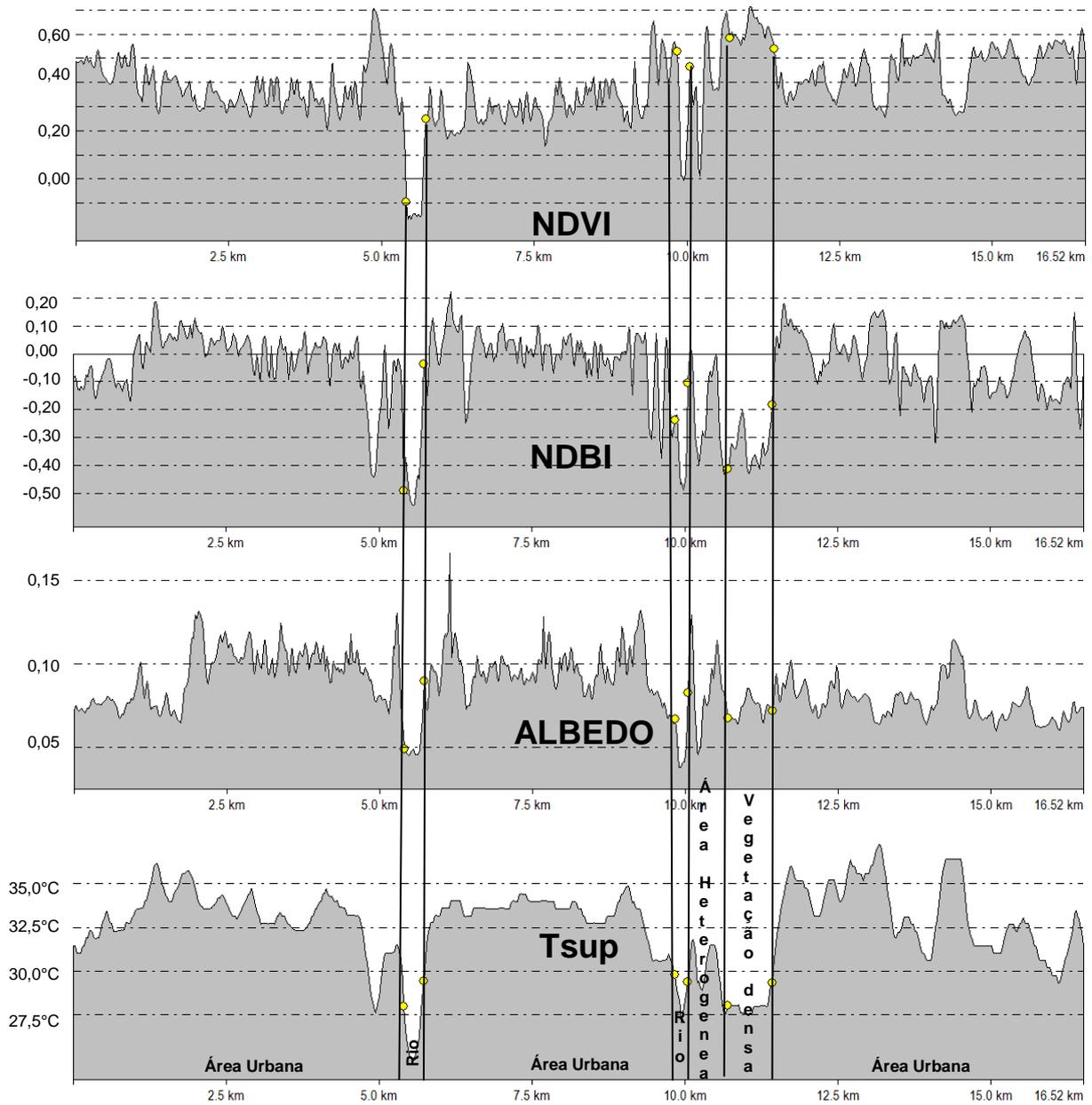
Figura 29 – Representação do transecto linear 1 para a imagem de 12/09/2017.



Fonte: O autor (2018).

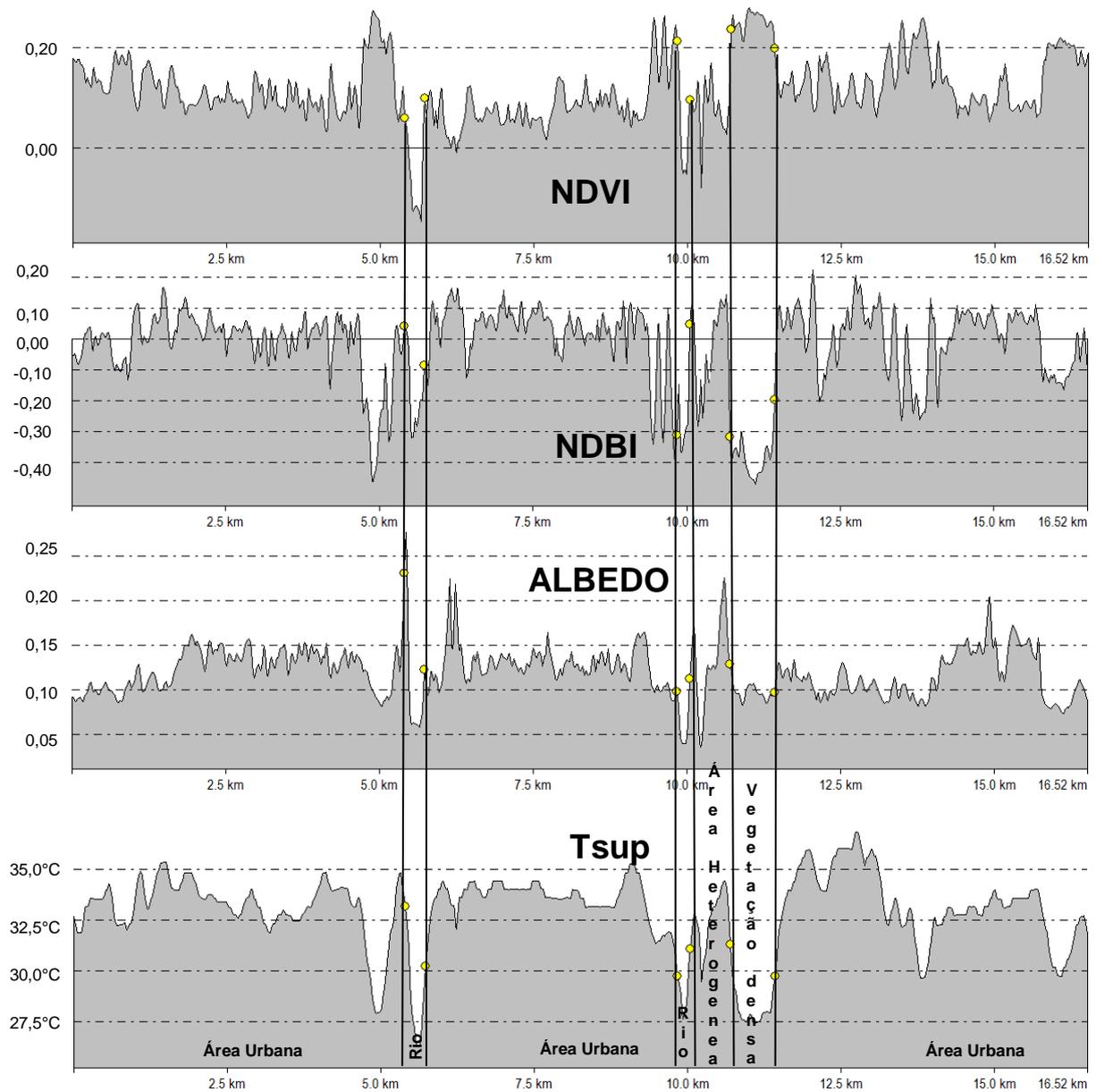
Já as Figuras 30, 31, 32 e 33 demonstram os valores obtidos no transecto linear 2, cruzando regiões mais densamente urbanizadas na área do estudo.

Figura 30 – Representação do transecto linear 2 para a imagem de 07/10/1997.



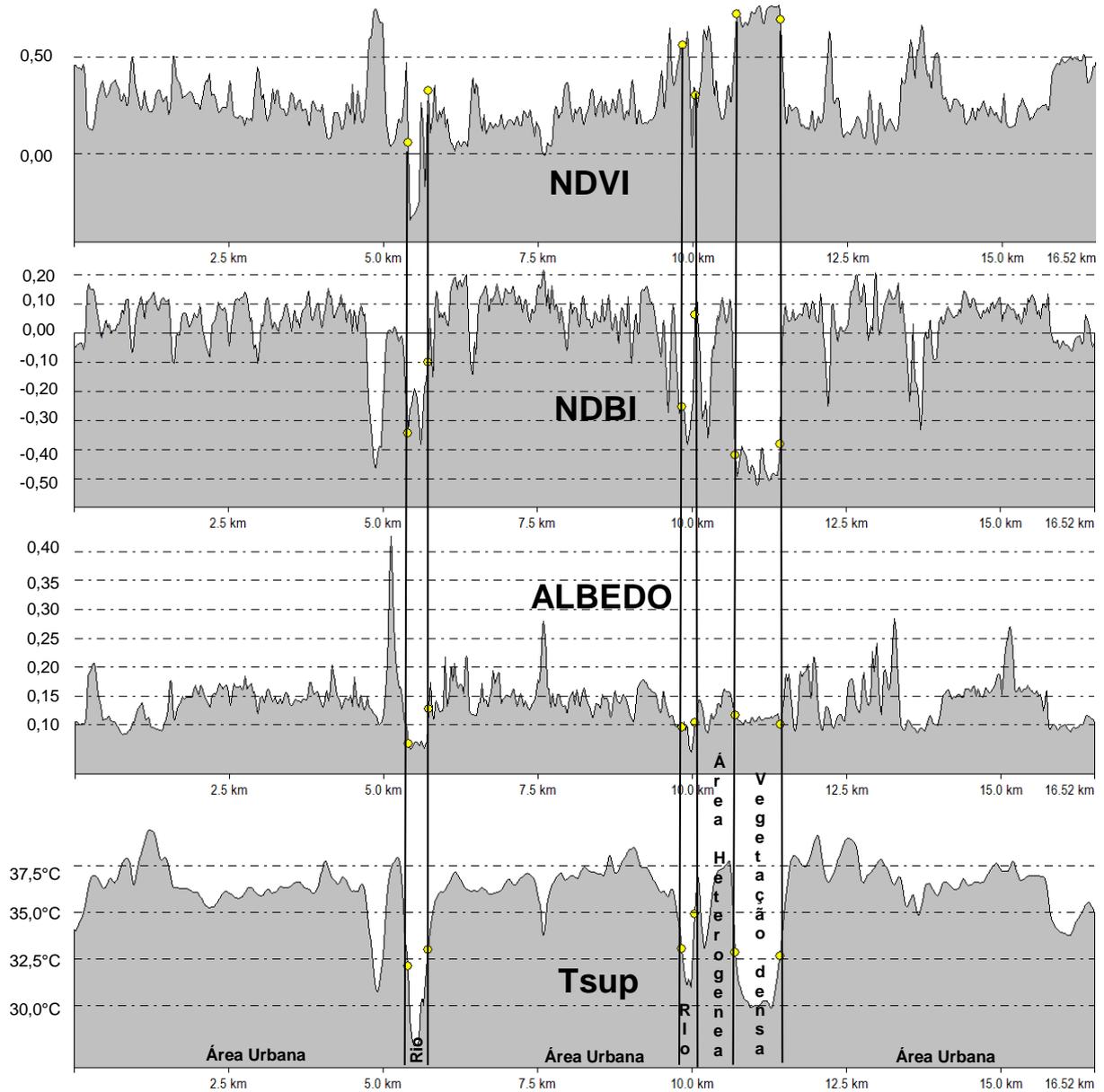
Fonte: O autor (2018).

Figura 31 – Representação do transecto linear 2 para a imagem de 10/10/2004.



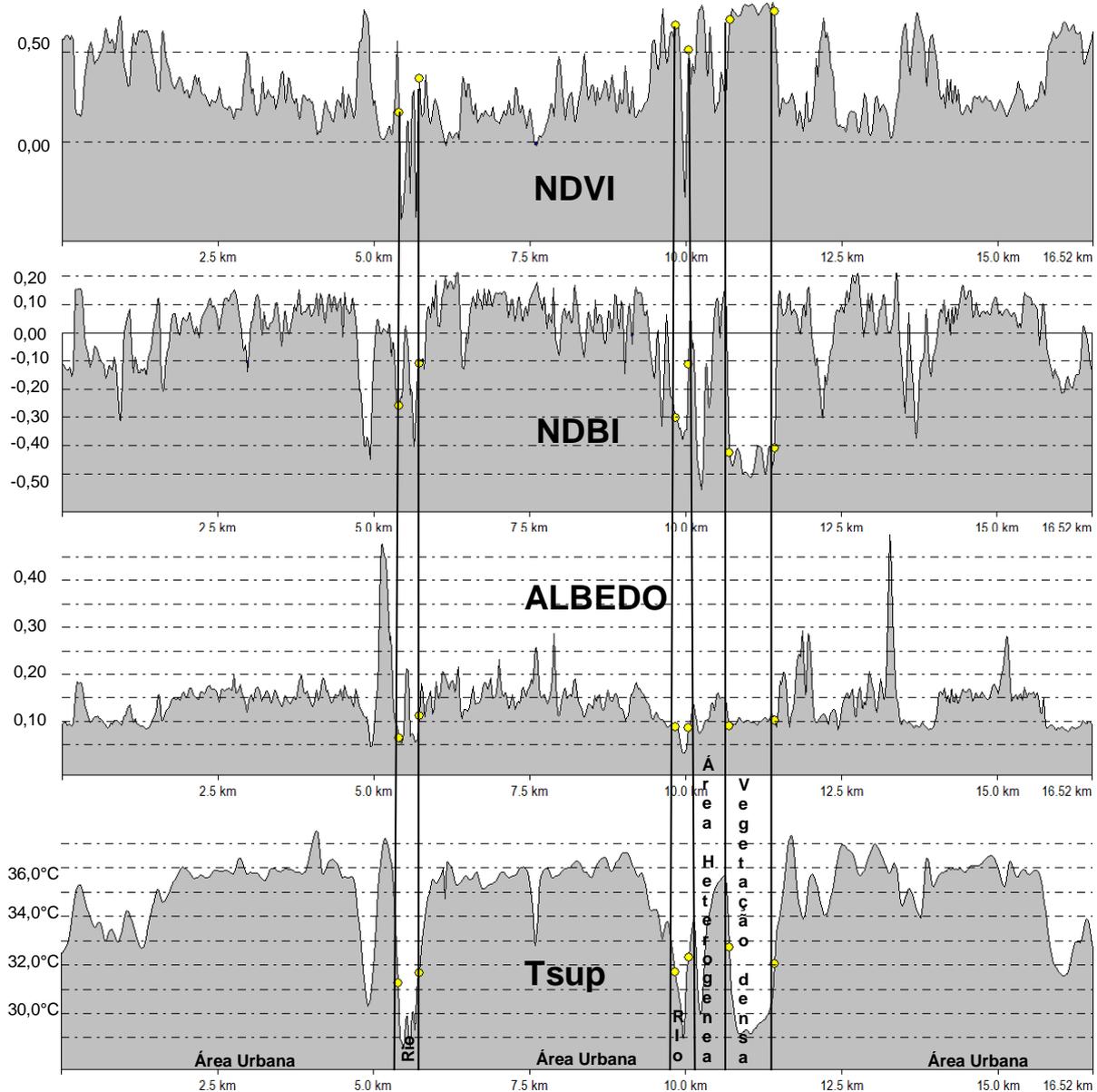
Fonte: O autor (2018).

Figura 32 – Representação do transecto linear 2 para a imagem de 25/10/2015.



Fonte: O autor (2018).

Figura 33 – Representação do transecto linear 2 para a imagem de 12/09/2017.



Fonte: O autor (2018).

Observando os anos de 1997 e 2004, nas áreas urbanas, os valores negativos de NDBI mostram uma situação da expansão urbana em ascensão, no qual os valores não ultrapassam o pico máximo (0,20), e registra-se muitos valores no intervalo negativo (0,0 a -0,50), o que no cômputo do NDBI, interpreta a cobertura vegetal de acordo com a normalização do índice. Contudo, ao analisar os anos de 2015 e 2017, os valores do NDBI na escala positiva se apresentam com mais domínio em relação aos perfis dos anos anteriores (1997 e 2015) nas áreas urbanas, caracterizando o crescimento do adensamento urbano.

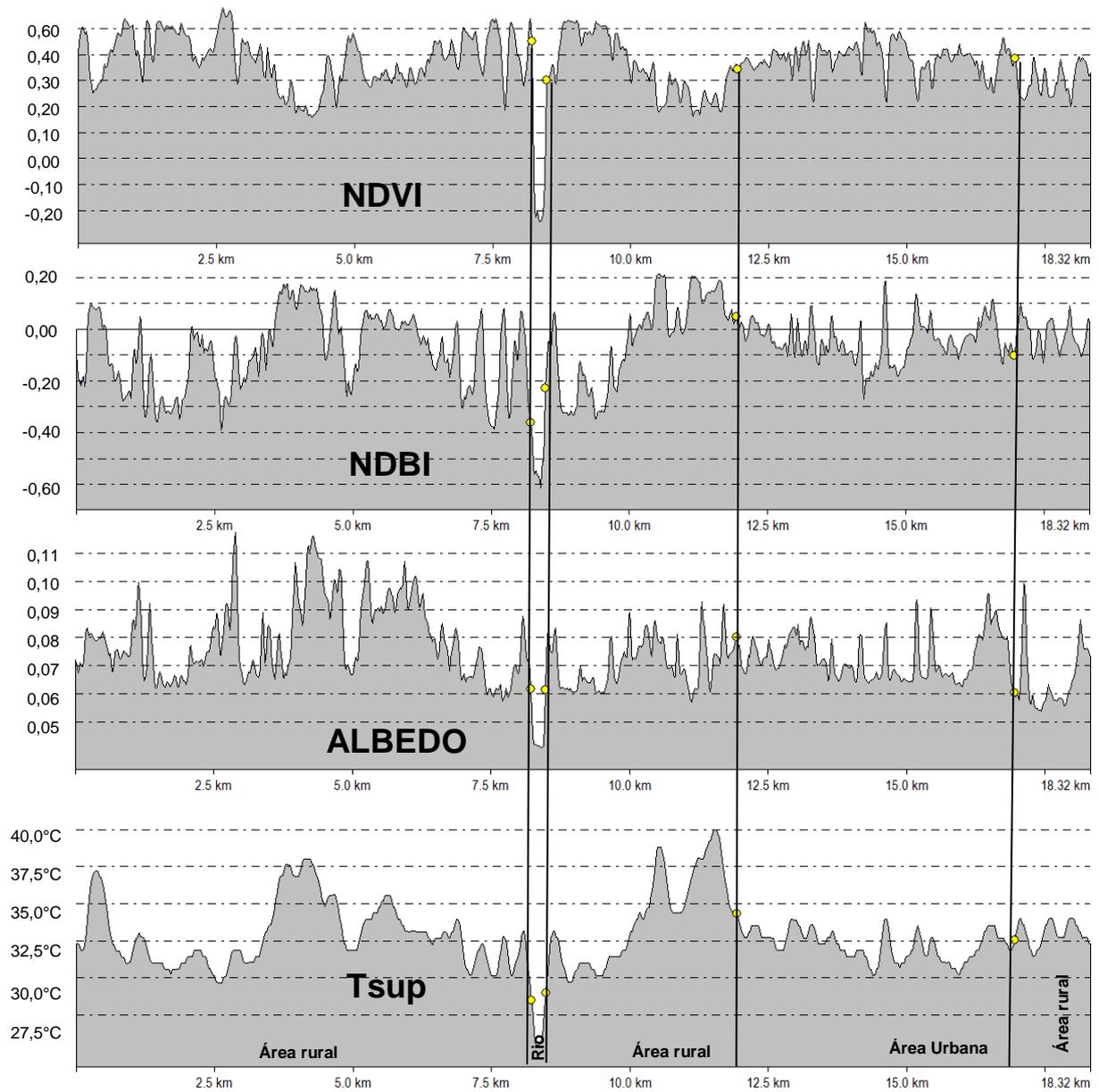
Ao observar o NDVI nessas mesmas áreas em 1997, esse índice apresenta picos elevados, em que ultrapassa os 0,60, e vão diminuindo espaço-temporalmente entre as imagens dos anos analisados, apresentando suavização em 2004, 2015 e 2017, evidenciando a supressão vegetal, e contribuindo ao crescimento do NDBI, devido a inserção da malha urbana nas áreas desprovidas de vegetação.

Ao analisar o rio em todas as imagens (Figuras 30 a 33), verifica-se que tanto no NDVI quanto NDBI, esse recurso hídrico se comporta com valores igual ou abaixo de zero. Já na área de vegetação densa, o NDVI comporta-se com elevados valores, correspondendo a uma vegetação de dossel fotossinteticamente ativo, em função do alto grau de umidade presente em sua estrutura interna, bem como o Albedo terá uma resposta espectral baixa, pois a radiação incidente que chega na vegetação é usada para processos biofísicos.

Ainda, vale destacar o papel amenizador da vegetação em relação a temperatura superficial, haja vista que a  $T_{sup}$  apresentou-se com temperaturas baixas (entre 27,5 e 30,0°C), caracterizando a vegetação como recurso de conforto térmico e amenização climática.

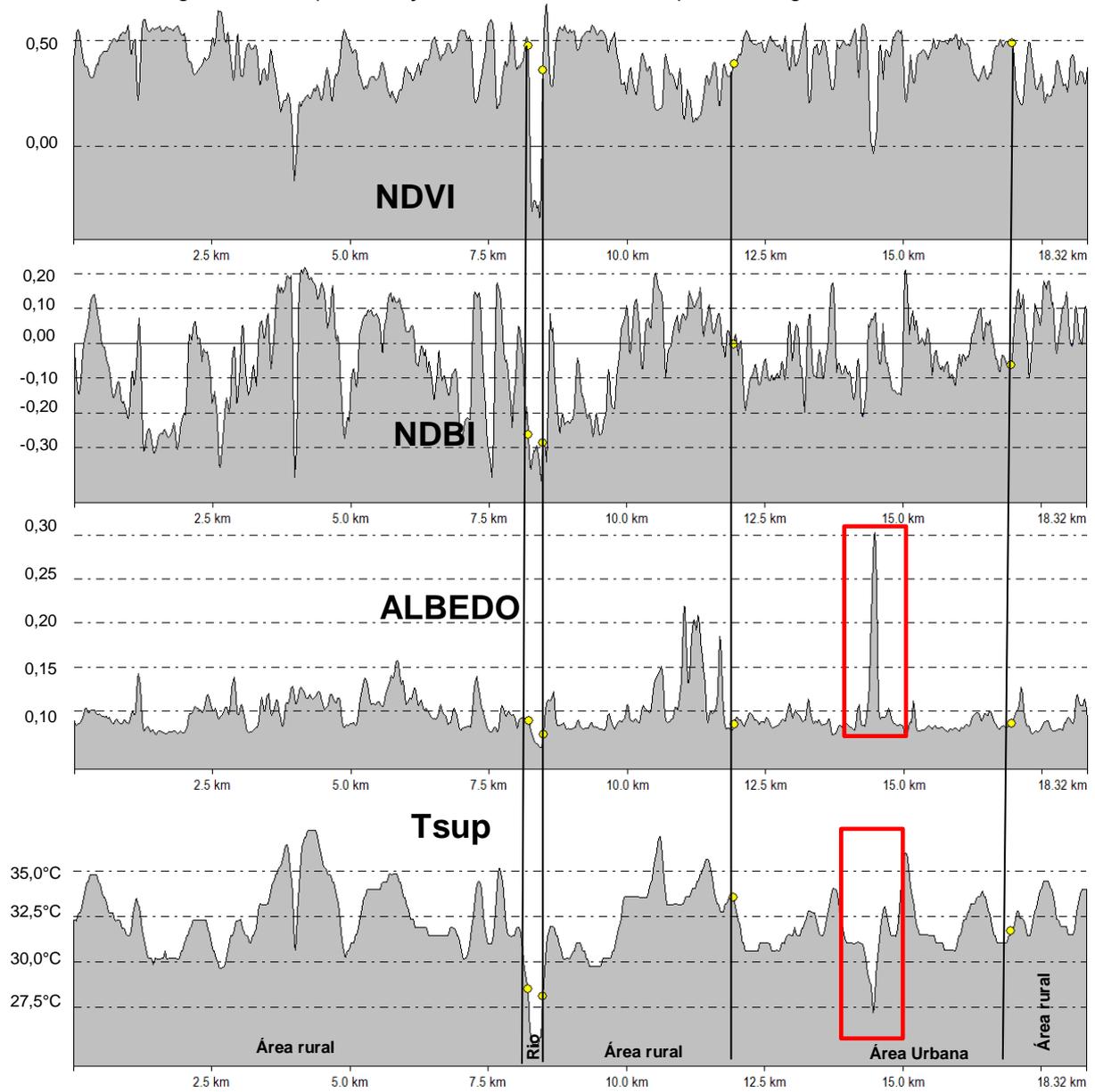
Por fim, ao analisar o transecto linear 3 (Figuras 34 a 37), a região investigada localiza-se ao Sul da área do estudo, em que nas áreas rurais os valores altos de NDVI prevalecem majoritariamente, principalmente em 1997, chegando ao pico desses valores próximos a 0,60. Contudo, nos anos de 2004, 2015 e 2017, a dinâmica espectral dos valores associados ao índice sofrem algumas oscilações de baixos valores, percebido principalmente na transição da área rural para urbana, fato esse podendo ser explicado por conta da presença de solo exposto em função do desmatamento na área, impulsionado pela expansão da malha urbana em direção aos limites da área do estudo.

Figura 34 – Representação do transecto linear 3 para a imagem de 07/10/1997.



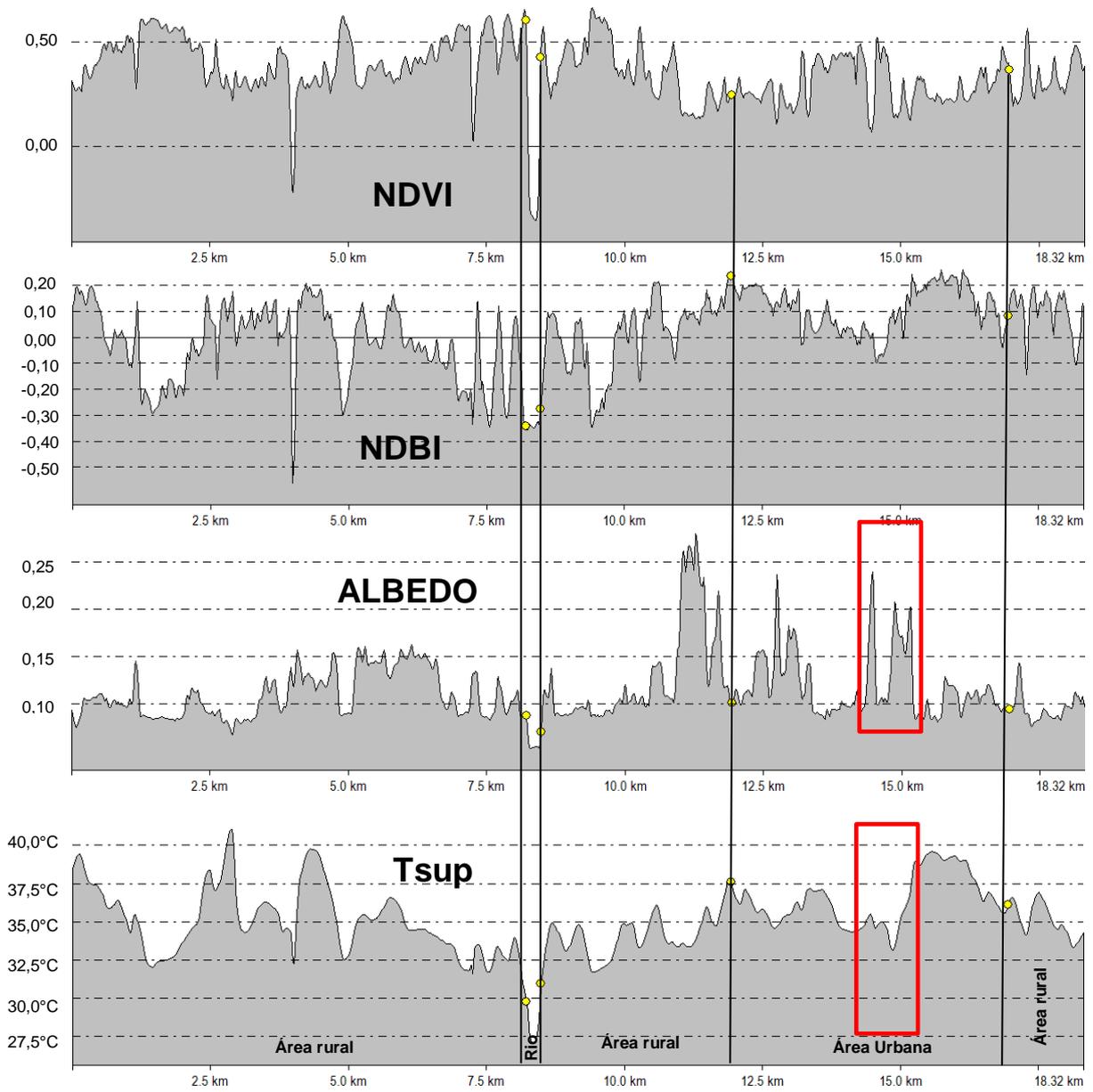
Fonte: O autor (2018).

Figura 35 – Representação do transecto linear 3 para a imagem de 10/10/2004.



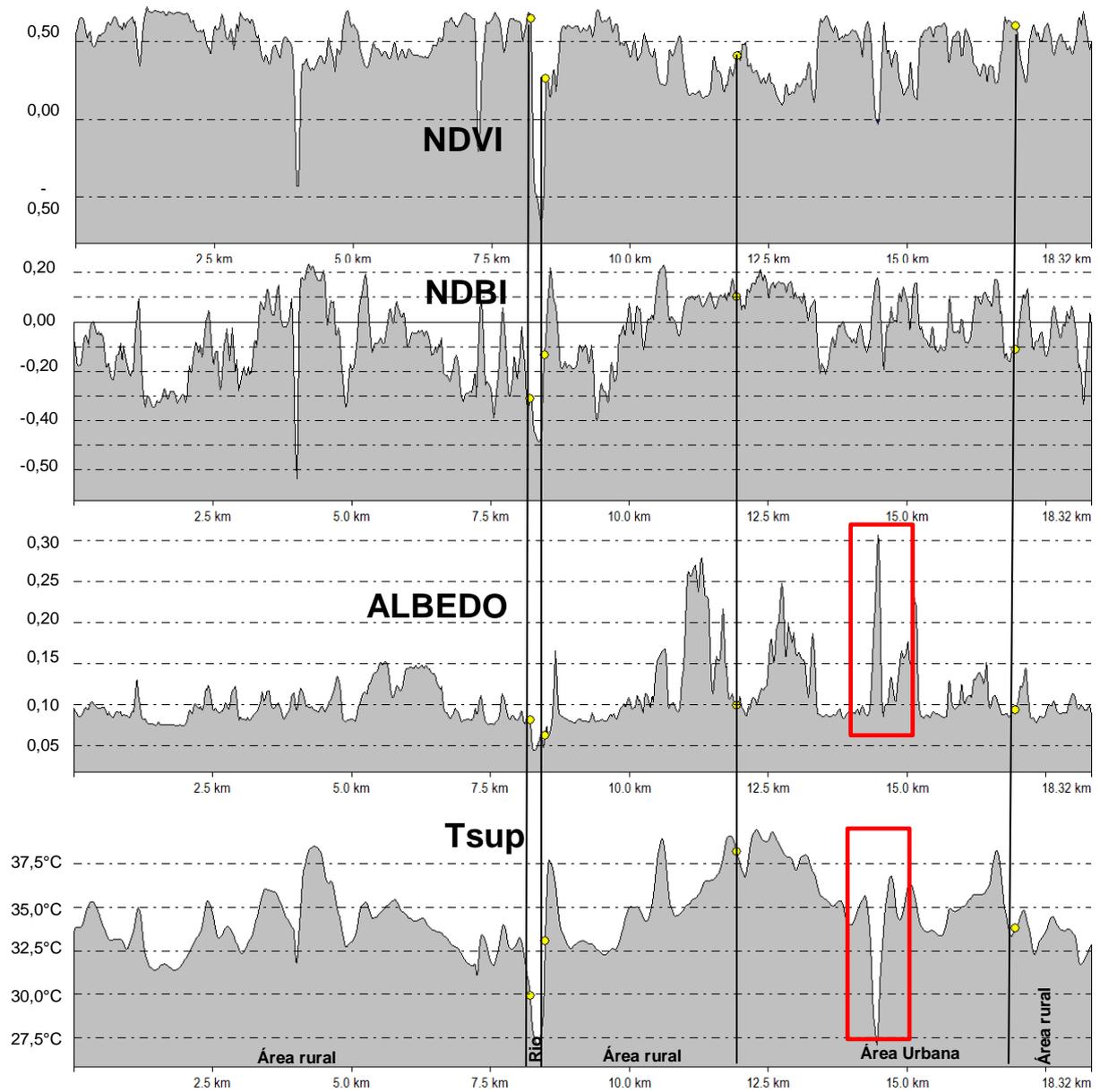
Fonte: O autor (2018).

Figura 36 – Representação do transecto linear 3 para a imagem de 25/10/2015.



Fonte: O autor (2018).

Figura 37 – Representação do transecto linear 3 para a imagem de 12/09/2017.



Fonte: O autor (2018).

Na análise da área urbana, verifica-se que o Albedo e a Temperatura da Superfície sofreram alterações de elevação em seus valores, podendo ser caracterizado pelo incremento de materiais não evaporativos e impermeáveis, como também a presença de locais com solo exposto, resultando no aquecimento da superfície através da alta absorção da radiação incidente, favorecendo a modificação do microclima urbano.

Além disso, observa-se na área urbana entre os intervalos 12,5 km a 15 km, desde 2004 (retângulo vermelho da Figura 35), o Albedo reagiu contrariamente a  $T_{sup}$ , adquirindo elevados valores ( $> 0,30$ ), enquanto que a temperatura superficial obteve valores baixos (24 a 29°C), fato esse justificado devido a existência de uma estrutura construída (Figura 38), que por características próprias de seu material de cobertura, como cor e rugosidade, influenciou nesse comportamento contrário dos parâmetros, em que visualmente percebeu-se o material de cobertura na cor branca, já que objetos nessas cores refletem a radiação incidente, resultando em altos valores de albedo.

Figura 38 – Estrutura construída e identificada.



Fonte: O autor (2018).

## 4.7 CORRELAÇÃO ENTRE OS ÍNDICES ESPECTRAIS E PARÂMETROS BIOFÍSICOS

Calculando-se o coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ) para as imagens dos anos estudados, permitiu-se observar o grau da relação linear existente entre os valores dos índices espectrais calculados e os parâmetros biofísicos, possibilitando averiguar as alterações sofridas pelas variáveis em função de outra, conforme é visto nas Matriz de Correlação para as imagens datadas em 1997, 2004, 2015 e 2017 (Tabela 16, Tabela 17, Tabela 18 e Tabela 19).

Tabela 16 – Matriz de Correlação da imagem de 1997.

	Tsup	NDVI	Albedo	NDBI
Tsup	1			
NDVI	-0,49	1		
Albedo	0,58	-0,48	1	
NDBI	0,86	-0,57	0,65	1

Fonte: O autor (2018).

Tabela 17 – Matriz de Correlação da imagem de 2004.

	Tsup	NDVI	Albedo	NDBI
Tsup	1			
NDVI	-0,52	1		
Albedo	0,60	-0,58	1	
NDBI	0,84	-0,62	0,61	1

Fonte: O autor (2018).

Tabela 18 – Matriz de Correlação da imagem de 2015.

	Tsup	NDVI	Albedo	NDBI
Tsup	1			
NDVI	-0,44	1		
Albedo	0,49	-0,49	1	
NDBI	0,77	-0,60	0,50	1

Fonte: O autor (2018).

Tabela 19 – Matriz de Correlação da imagem de 2017.

	Tsup	NDVI	Albedo	NDBI
Tsup	1			
NDVI	-0,49	1		
Albedo	0,61	-0,59	1	
NDBI	0,81	-0,63	0,65	1

Fonte: O autor (2018).

Os valores negativos e positivos na matriz de correlação apresentado nas tabelas mostram uma relação inversa e direta das variáveis extraídas das imagens para os anos investigados, revelando uma dependência de causa e efeito entre a Tsup, NDVI, Albedo e NDBI, bem como indicando o grau de associação entre essas variáveis.

A associação linear negativa do NDVI x Tsup; Albedo x NDVI e NDBI x NDVI, vista em todas as matrizes, resultou em coeficientes interpretando uma correlação moderada, bem como a interpretação que o NDVI diminuiu em função do crescimento das outras variáveis, indicando que a vegetação está em declínio ao longo dos anos, devido as diversas formas de uso e ocupação do solo, características da expansão urbana, que conseqüentemente favorece o aumento gradativo da Tsup e Albedo da Superfície, como aponta os estudos de Kaplan *et al.* (2018), ao encontrarem uma correlação negativa (-0,63 e -0,59) na associação Tsup x NDVI para os anos de 2013 e 2017, respectivamente, em que os resultados da análise mostrou que a área de vegetação diminuiu rapidamente entre 2013 a 2017, enquanto que a ampliação de algumas áreas urbanas impermeáveis tem sido notado, influenciando na elevação da temperatura superficial.

Analisando a correlação entre as variáveis Albedo x Tsup; NDBI x Albedo e NDBI x Tsup, observa-se uma correlação linear positiva, em que nas duas primeiras associações comporta-se de forma moderada, enquanto que na última, apresenta uma forte correlação, em que essas relações mostram o aumento do grau de refletividade da radiação solar e do gradiente térmico superficial em função da inserção de áreas construídas e impermeáveis.

Resultados semelhantes foram encontrados nos estudos de Gusmão *et. al* (2013), ao observarem a concordância positiva da Temperatura de Superfície e Albedo, associando os maiores valores dessas variáveis nas áreas antropizadas. Em estudo subsequente, Tartaril *et al.* (2015), diagnosticaram uma correlação positiva

entre o NDBI e Albedo da Superfície, causada pelo crescimento da urbanização, substituindo as áreas de mata nativa que são modificadas por áreas construídas.

Por fim, a correlação positiva entre (NDBI x  $T_{sup}$ ) apresentou o aumento da urbanização em conjunto com o gradiente térmico superficial urbano, mostrando uma forte correlação através de seus coeficientes de 0,86, 0,84, 0,77 e 0,81 para os respectivos anos de 1997, 2004, 2015 e 2017, corroborando com pesquisas de Ranagalage *et al.* (2017), ao adquirem uma correlação linear positiva entre essas variáveis, por conta do aumento rápido da urbanização e da temperatura superficial durante o período de 2007 a 2017 na Área Metropolitana de Colombo, Sri Lanka.

## 5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A partir do processo de classificação de imagens, foi possível identificar o quantitativo de área das classes investigadas no estudo, indicadores que foram úteis para o entendimento da dinâmica espacial entre os anos investigados, como também analisar as relações de dependência do crescimento e redução das classes. Assim, pode-se observar que a redução da vegetação foi percebida temporalmente em função do crescimento da urbanização, algo relacionado as práticas de uso e ocupação do solo em virtude do aumento do contingente populacional.

A classificação da cena do Satélite Landsat 8 sensor OLI, referente ao dia 25 de outubro de 2015, revelou que devido ao grande número dos focos de incêndios identificados, apresentou uma área urbana quantitativamente superior a cena do mesmo satélite e sensor registrada no dia 12 de setembro de 2017, em que o classificador atribuiu as áreas incendiadas respostas espectrais associadas ao solo exposto e urbanização. Com isso, ocorreu uma superestimação nessas classes para o ano de 2015, mas não comprometendo o dinamismo em relação ao mapeamento do crescimento urbano ao longo dos 20 anos, onde detectou-se a gradativa expansão dessas áreas entre as imagens dos anos de 1997, 2004, 2015 e 2017.

Ao avaliar a classificação pelo Índice Kappa, as imagens de 2004 e 2017 apresentaram uma classificação “muito boa”, enquanto que em 1997 o nível de exatidão foi “excelente”, já para a imagem de 2015 a classificação foi considerada como “boa”, dentre as quais essa foi a com menor rendimento de resultado ao considerar a categorização do método estatístico Kappa.

O cômputo dos índices espectrais e dos parâmetros biofísicos nas imagens, revelaram os efeitos em função do uso e cobertura do solo entre os anos de 1997 a 2017, quando o crescimento da urbanização influenciou nas alterações da cobertura vegetal, temperatura superficial e intensidade de reflexão da radiação solar, exibindo o aumento da pressão urbana sobre os fragmentos de cobertura vegetal, através da expansão de superfícies construídas para além das fronteiras nas zonas urbanas. Ainda, fatores naturais como a sazonalidade, têm influenciado no comportamento do Índice NDVI, Temperatura da Superfície e Albedo, no qual esse último também comporta-se dependendo das características físicas dos objetos da superfície, resultando em altos e baixos valores desse parâmetro.

Os valores estatísticos e as imagens processadas mostraram comportamentos distintos de cada índice e parâmetros biofísicos, onde possibilitou a compreensão da dinâmica dos elementos que são mapeados por esses índices (NDVI e NDBI) e parâmetros biofísicos (Albedo e Tsup), bem como as possíveis causas associadas as mudanças desses elementos, em que analisando a resposta espectral de algumas áreas vegetadas em 1997, viu-se que as mesmas sofreram supressão da vegetação quando visto o ano de 2017 para inserção de superfícies construídas, resultando em maiores temperaturas e elevação de refletividade da radiação, aonde em algumas situações podem caracterizar indícios associadas as ilhas de calor. Ainda, observou-se a influência da precipitação na determinação dos índices, como o NDVI que apresentou elevados valores na vegetação densa e úmida, bem como baixos valores de Albedo e Temperatura da Superfície.

Os coeficientes expressos na Matriz de Correlação, também demonstraram os efeitos e as relações existentes entre as variáveis computadas, em que através da correlação negativa, investigou-se o aumento da urbanização, em detrimento da diminuição da vegetação, como também a elevação do grau de albedo, efeito esse relacionado com a retirada da vegetação para substituição de áreas urbanas construídas impermeáveis e solo exposto. Além disso, os transectos lineares e os pontos amostrais para o NDVI, NDBI, Temperatura da Superfície e Albedo da Superfície, mostraram a dinâmica das mudanças na área do estudo, bem como a relação entre eles, comportando-se contrariamente ou diretamente.

Portanto, a classificação e o cômputo dos índices espectrais e parâmetros biofísicos das imagens orbitais compreendem uma ferramenta prática e eficiente em estudos de análise na dinâmica do ambiente, permitindo compreender as mudanças ocorridas ao longo dos anos, bem como as possíveis causas associadas, tornando-se assim uma ferramenta importante no subsídio ao desenvolvimento urbano e da qualidade ambiental.

Recomenda-se em estudos futuros a utilização de instrumentos como espectralradiômetro e geotermômetro para coleta de dados em campo, a fim de validar dados obtidos em campo com os adquiridos através do processamento das imagens, pois desse modo, aumenta-se o detalhamento a respeito das alterações ocorridas no comportamento espectral das áreas investigadas, proporcionando entender com detalhes as possíveis interferências naturais e antrópicas desses resultados.

## REFERÊNCIAS

- ACEVEDO, W. Analyzing Land Use Change In Urban Environments. **USGS Fact Sheet**, Califórnia, p. 188-199, 1999.
- AKBARI, H.; MENON, S.; ROSENFELD, A. Global cooling: Increasing world-wide urban albedos to offset CO<sup>2</sup>. **Climatic Change**, v.94, p. 275–286, 2009.
- ALLEN, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R.; WATERS, R.; BASTIAANSSEN, W. SEBAL. Waters Consulting University of Idaho WaterWatch, Inc. e Nelson, British Columbia Kimberly, Idaho Wageningen. The Netherlands. Surface Energy Balance Algorithms for Land - **Advanced Training and Users Manual, Idaho Implementation**, Version 1.0, Idaho, 2002.
- ALLEN, R.G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) – Model. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v.133, p.380-394, 2007.
- ALMEIDA, T.; MENESES, P.; ROSA, A.; SANO, E.; SOUZA, E.; BAPTISTA, G.; BRITES, R. **Introdução ao processamento de imagens de Sensoriamento Remoto**. Universidade de Brasília–CNPq, Brasília, 2012. 266p.
- ALVES, L.E.R.; GOMES, H.B.; SANTOS, M.N.; FREITAS, I.G. Balanço de Radiação Através do Satélite Landsat-8 na Bacia do Rio Pajeú. **Revista do Departamento de Geografia USP (Online)**, São Paulo, v. 33, p. 117 - 127, 2017.
- ALVES, L.E.R; FREITA, I.G.F; GOMES, H.B; SILVA, F.D.S; SANTOS, M.N.S. Using Landsat-8 images in the estimative of surface radiation balance. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v.7, n.2, p.91 - 100, 2017.
- ANDRADE, S.C.P.; CORRÊA, J.A.J. Estimativa do saldo de radiação instantâneo à superfície para a cidade de Santarém-PA, através de imagens do Landsat 5-TM. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 7, n.4, p.653 - 661, 2014.
- ANJOS, C.S. **Classificação de áreas urbanas com imagens multiespectrais e hiperespectrais utilizando métodos não-paramétricos**. Tese (Doutorado) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Programa de Pós-graduação em Sensoriamento Remoto, São José dos Campos: INPE, 2016.

ANTUNES, R.L.S. **Variação espaço-temporal de NDVI em área de aproveitamento hidroelétrico - UHE Santo Antônio, Porto Velho (RO)**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Geografia, Porto Alegre: UFRS, 2012.

ARIZZA, A. 2013. **Descripción y Corrección de Productos LandSat 8 LDCM (LandSat Data ContinuityMission), versión 1.0**. Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica (CIAF): Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), Colombia. Disponível em <<http://www.un-spider.org/sites/default/files/LDCM-L8.R1.pdf>>. Acesso em: 10 de outubro 2017.

AS-SYAKUR, A.R.; ADNYANA, I.W.; ARTHANA, I.W.; NUARSA, I.W. Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) for Mapping Built-Up and Bare Land in an Urban Area. **Remote Sensing**, v. 4, p. 2957–2970, 2012.

**ATI – Agência de Ciência, Tecnologia e Inovação de Timon**. 2016. Disponível em: <[http://timon.ma.gov.br/site/?page\\_id=246](http://timon.ma.gov.br/site/?page_id=246)>. Acesso em: 30 de setembro 2018.

BARBOSA, A. H.; CARVALHO, R.; CAMACHO, R. Aplicação do NDVI para a análise da distribuição espacial da cobertura vegetal na Região Serrana de Martins e Porto Alegre – Estado do Rio Grande do Norte. **Revista do Departamento de Geografia USP**, v. 33, p. 128-143, 2017.

BLAD, B.L.; BAKER, D.G. Reflected radiation from a soybean crop. **Agronomy Journal**, v. 64, p. 277-280, 1972.

BASTIAANSEN, W.G.M. SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. **Journal of Hydrology**, v.229, n.1, p.87–100, 2000.

BONAFONI, S.; FABRIZI, R.; BIONDI, R. Satellite and Ground-Based Sensors for the Urban Heat Island Analysis in the City of Rome. **Remote Sensing**, v. 2, p. 1400 - 1415, 2017.

BERNARDI, H.V.F.; DZEDZEJ, M.; CARVALHO, L.M.T.; ACERBI JÚNIOR, F.W. Classificação digital do uso do solo comparando os métodos “pixel a pixel” e orientada ao objeto em imagem QuickBird. **XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Florianópolis, SC, 2007.

BONINI, E. E.; BONINI, S. E. **Estatística: teoria e exercícios**. São Paulo, L.P.M, 439 p., 1972.

BHANDARIE, A.K.; KUMAR, A.; SINGH, G.K. Feature Extraction using Normalized Difference Vegetation Index (NDVI): A Case Study of Jabalpur City. **Procedia Technology**, v. 6, 2012.

CAMPBELL, J.B. **Introduction to Remote Sensing**. New York: The Guilford Press, 622p. 1996.

CEPRO - **Fundação Centro de Pesquisas Econômicas e Sociais do Piauí**. 2015. Disponível em: <<http://www.cepro.pi.gov.br/index.php>> Acesso em: 30 de setembro 2018.

CHANDER, G.; MARKHAM, B.L.; HELDER, D.L. Summay of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 5, p. 893-903, 2009.

CHANDRA, S.; SHARMA, R.; DUBEY, S.K. Linkage of urban expansion and land surface temperature using geospatial techniques for Jaipur City, India. **Arabian Journal of Geosciences**, v.11, n.31, p.1-12, 2018.

CHEN, X.; ZHAO, H.; LI, P.; YIN, Z. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. **Remote Sensing of Environment**, v.104, p.133–146, 2006.

COELHO, A.L.N. & CORREA, W.S.C. Temperatura de superfície celsius do sensor TIRS/Landsat-8: metodologia e aplicações. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 7, p. 31-45, 2013.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Pratices**. NewYork: Lewis Publishers. 1991, 137p.

COSTA, A. **Evolução do uso e cobertura do solo e fragmentação da paisagem na Serra do Gandarela (MG): Análise a partir de métricas de paisagem**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais. Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais. Belo Horizonte: UFMG, 2012.

DEEP, S.; SAKLANI, S. Urban sprawlmodeling using cellular automata. **Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v.17, p.179–187, 2014.

DEMARCHI, J.C.; PIROLI, E.L.; ZIMBACK, C.R.L. Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação NDVI e SAVI no município de Santa Cruz do Rio Pardo–SP usando imagens LANDSAT-5. **RA’EGA - O Espaço Geográfico em Análise**, v. 21, 2011.

DEVORE, J.L. 2006. **Probabilidade e estatística: para engenharia e ciências**. São Paulo, Cengage Learning. 191 p.

EPA (UNITED STATES ENVIRONMENTAL PROTECTION AGENCY). **Reducing Urban Heat Islands: Compendium of Strategies. Cool Pavements**. 2008. Disponível em: <<http://www2.epa.gov/heat-islands/heat-island-compendium>>. Acesso em: 02 dez. 2018.

ESTOQUE, R.C.; MURAYAMA, Y.; MYINT, S.W. Effects of landscape composition and pattern on land surface temperature: An urban heat island study in the megacities of Southeast Asia. **Science Total Environ**, v. 577, p. 349–359, 2017.

FEITOSA, S.M.R.; GOMES, J.M.A.; NETO, J.M.; ANDRADE, C.S.P. Consequências da Urbanização na Vegetação e na Temperatura da Superfícies de Teresina-Piauí. **REVSBAU**, v. 6, n. 2, p. 58-75, 2011.

FIALHO, E. S. **Ilha de Calor em cidade de pequeno porte: Um caso de Viçosa, Zona da Mata Mineira**. Tese (Doutorado) - Universidade de São Paulo. Programa de Pós-Graduação em Geografia Física. São Paulo: USP, 2009.

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

GARRISON, J.D.; ADLER, G.P. Estimation of precipitable water over the United States for application to the division of solar radiation into its direct and diffuse components. **Solar Energy**, v.44, p.225–241, 1990.

GARTLAND, L. **Ilhas de calor para comunidades frescas**. In: Ilhas de calor: como mitigar zonas de calor em áreas urbanas / Lisa Gatland; Tradução Silvia Helena Gonçalves. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.

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.

GUHA, S.; GOVIL, H.; DEY, A.; GILL, N. Analytical study of land surface temperature with NDVI and NDBI using Landsat 8 OLI and TIRS data in Florence and Naples city, Italy. **European Journal of Remote Sensing**, v.51, n.1, p. 667–678, 2018.

GUSMÃO, A.C.V.L. **Obtenção do saldo de radiação através de imagens de satélite para a Ilha do Bananal - TO**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Campina Grande. Programa de Pós-Graduação em Meteorologia. Campina Grande: UFCG, 2011.

GUSMÃO, A.C.V.L.; SILVA, B.B.; MONTENEGRO, S.M.G.L; GALVÍNCIO, J.D.; OLIVEIRA, L.M.M. Índice de vegetação e temperatura da superfície no Ecótono Ilha do Bananal por sensoriamento remoto. **Revista de Geografia**, v. 30, p. 209-225, 2013.

HAMDI, R.; SCHAYES, G. Sensitivity study of the urban heat island intensity to urban characteristics. **International Journal of Climatology**, v.28, p. 973-982, 2008.

HODGSON, M. E. Reducing the computational requirements of the minimum-distance classifier. **Remote Sensing of Environment**, v.25, p. 117-128, 1988.

HUANG, L.; LI, J.; ZHAO, D.; ZHU, J. A. Fieldwork Study on the Diurnal Changes of Urban Microclimate in four types of ground cover and Urban heat Island of Nanjing, China. **Building and Environment**, v.43, p. 7 - 17, 2008.

HUETE, A.R. A Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v.25, p. 1843 – 1850, 1988.

HUETE, A.R.; TUCKER, C.J. Investigation of soil influence in AVHRR red and near infrared vegetation index imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v.12, p. 1223-1242, 1991.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2010. **Sinopse do Censo Demográfico 2010**. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br>>. Acesso em: 28 set. 2018.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2010. **Censo 2010**. Disponível em: <<http://www.cidades.ibge.gov.br/xtras/home.php>>. Acesso em: 28 set. 2018.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2015. **Área Territorial Oficial**. Disponível em: [http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/areaterritorial/resolucao\\_04\\_2014.shtm](http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/areaterritorial/resolucao_04_2014.shtm). Acesso em: 30 set. 2018.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual técnico de uso da Terra**. Manuais técnicos em Geociências. 2. ed. Rio de Janeiro, 2006.

INMET – INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA. **BDMEP - Banco de Dados Meteorológicos** para Ensino e Pesquisa. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep> Acesso em: 01 out. 2018.

INPE - INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISA ESPACIAIS. **Banco de Dados de Queimadas**. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/proarco/bdqueimadas/>. Acesso em: 05 jan. 2019.

JENSEN, J.R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Editora Parêntese, 2011.

JESUS, J.R.P. **Análise da Dinâmica do Uso e Ocupação do Solo no Município de São Gonçalo do Rio Abaixo/MG – 1988 a 2009**. 2010. Monografia - Universidade Federal de Minas Gerais. Especialização em Geoprocessamento. Belo Horizonte: UFMG, 2010.

KALNAY, E.; CAI, M. Impact of urbanization and land-use change on climate. **Nature**, v. 423, p.528–531, 2003.

KAPLAN, G.; AVDAN, U.; AVDAN, Z.Y.; Urban Heat Island Analysis Using the Landsat 8 Satellite Data: A Case Study in Skopje, Macedonia. **Proceedings**, v. 2, p.1-5, 2018.

LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. **Biometrics. International Biometric Society**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LI, H.; WANG, C.Z.; ZHONG, C.; SU, A.J.; XIONG, C.R.; WANG, J.E.; LIU, J.Q. Mapping Urban Bare Land Automatically from Landsat Imagery with a Simple Index. **Remote Sensing**, v. 9, p. 249, 2017.

LI, K.; CHEN, Y. A Genetic Algorithm-Based Urban Cluster Automatic Threshold Method by Combining VIIRS DNB, NDVI, and NDBI to Monitor Urbanization. **Remote Sensing**, v.10, n. 2, p. 277, 2018.

LIU, H.Q.; HUETE, A. A. Feedback based modification of the NDVI to minimize canopy IEEE Transactions on Geosciences and background and atmosphere noise. **Remote Sensing**, v.3, n.2, p.457-465, 1995.

LINS, F.A.C; ARAUJO, D.C.S; SILVA, J.L.B; LOPES, P.M.O; OLIVEIRA, J.D.A; SILVA, A.T.C.S.G. Estimativa de parâmetros biofísicos e evapotranspiração real no Semiárido Pernambucano utilizando Sensoriamento Remoto. **Irriga & Inovagri**, p.64-75, 2017.

LIU, W.T.H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande: Editora UNIDERP, 2007.

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

LOPES, P.M.O.; VALERIANO, D.M. Validação do albedo de superfície terrestre obtido dos dados do sensor MODIS em regiões montanhosas. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Florianópolis, SC, 2007.

LU, D.; SONG, K.; ZANG, S.; JIA, M.; DU, J.; REN, C. The effect urban expansion on urban surface temperatura in Shenyang, China na analysis with landsat imagery. **Environmental Modeling & Assessment**, v.20, n.3, p.197-210, 2015.

MALLICK, J.; KANT, Y.; BHARATH, B.D. Estimation of land surface temperatura over Delhi using Landsat-7 ETM+. **Journal of Indian Geophysical Union**, v.12, n.3, p.131–140, 2008.

MARCOS & DIAMANTINO. **Geografia dos mundos: Fundamentos**. São Paulo: FTD, 2006.

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.

MELO, T.E. **Software Livre e GIS: quais são as alternativas?** In: III Encontro de Softwares Livres do Amazonas, Amazonas, 2005. Anais. 2005. Disponível em: <[http://eslam.comunidadesol.org/slides\\_palestras/apresentacao-tiago.pdf](http://eslam.comunidadesol.org/slides_palestras/apresentacao-tiago.pdf)>. Acesso: outubro de 2018.

MEIRELLES, V.H.P.; FRANÇA, J.R.A.; PERES, L.F. **Estudo da Ilha de Calor na Região Metropolitana do Rio de Janeiro usando dados do MODIS**. Anuário do Instituto de Geociências (UFRJ. Impresso), v. 37, p. 111-122, 2014.

- MENDONÇA, F.; DANNI-OLIVEIRA, I. M. **Climatologia: noções básicas e climas do Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007, 206 p.
- MENON, S.; AKBARI, H.; MAHANAMA, S.; SEDNEV, I.; LEVINSON, R. Radiative forcing and temperature response to changes in urban albedos and associated CO<sub>2</sub> offsets. **Environmental Research Letters**, v. 5, n.1, 2010.
- MORSE, A.; TASUMI, M.; ALLEN, R.G.; KRAMBER, W.J. **Application of the SEBAL methodology for estimating consumptive use of water and streamflow depletion in the Bear River Basin of Idaho through Remote Sensing**. Idaho, Department of Water Resources, University of Idaho, 2000.
- MOREIRA, E.B. Espacialização das temperaturas à superfície na cidade do Recife, utilizando imagens TM – Landsat 7. **Revista de Geografia**, v.24, n. 03, 2007.
- MOREIRA, E.B.M. **Variação espacial e multitemporal das temperaturas da superfície na cidade do Recife**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. Programa de Pós-Graduação em Geografia. Recife: UFPE, 2009.
- MOREIRA, M.A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4. ed. atualizada e ampliada. Viçosa: Oficina de Textos, Editora UFV, 2011.
- NAGENDRA, H.; MUNROEB, D.; SOUTHWORTH, J. From pattern to process: landscape fragmentation and the analysis of land use/land cover change. **Agriculture Ecosystems and Environment**, v.101, 2004.
- OKE, T. R. **Boundary layer climates**. 2<sup>a</sup> ed. Nova Iorque e Londres: Methuen, 1987.
- OKE, T.R. & VOOGT, J. A. Thermal Remote Sensing of Urban Climates. **Remote Sensing of Environment**, v.86, p.370 - 384, 2003.
- OLIVEIRA, L.M.M. **Estimativa da evapotranspiração real por sensoriamento remoto na bacia do rio Tapacurá - PE**. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil. Recife: UFPE, 2012.
- OLIVEIRA, L.M.M.; MONTENEGRO, S.M.G.L.; ANTONINO, A.C.D.; SILVA, B.B.; MACHADO, C.C.C.; GALVÍNCIO, J.D. Análise quantitativa de parâmetros biofísicos de bacia hidrográfica obtidos por sensoriamento remoto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.47, n.9, p.1209-1217, 2012.

OLIVEIRA, T.H. **Mudança espaço temporal do uso e cobertura do solo e estimative do balanço de energia e evapotranspiração diária no município do Recife-PE**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Pernambuco. Programa de Pós-graduação em Geografia. Recife: UFPE, 2012.

OLIVEIRA, T. H.; SILVA, J. E.; SANTOS, M. O.; OLIVEIRA, J. S. E. S.; GALVÍNIO, J. D. Evolução espaço-temporal da drenagem superficial e do processo de impermeabilização em Santo Amaro, Recife-PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.8, p.1571-1587, 2015.

ONU – Organização das Nações Unidas. **World Urbanization Prospects: The 2014 Revision: Highlights**. Nova York, NY, EUA, 2015.

PEREIRA, J.A.S.; TAVARES JUNIOR, J.R. Classificação supervisionada e saldo de radiação para discriminação de alvos de superfície no entorno do reservatório de Itaparica – PE. **Revista Brasileira de Cartografia**, v.6, p. 1211-1222, 2017.

PIELKE R.A.; MARLAND, G.; BETTS, R.A.; CHASE, T.N.; EASTMAN, J.L.; NILES, J.O.; NIYOGI, D.D.S.; RUNNING, S.W. The influence of land-use change and landscape dynamics on the climate system: relevance to climate-change policy beyond the radiative effect of greenhouse gases. **The Royal Society**, v. 360, p. 1705–1719, 2002.

PONZONI, F.J.; SHIMABUKURO, Y.E.; KUPLICH, T.M. **Sensoriamento Remoto da vegetação**. São José dos Campos: Editora Oficina de Textos, 2012. 135 p.

RAHMAN, M.A.E.A.; NATARAJAN, A.; HEGDE, R. Assessment of land suitability and capability by integrating remote sensing and GIS for agriculture in Chamarajanagar district, Karnataka, India. **Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v.19, p.125–141, 2016.

RANAGALAGE, M.; ESTOQUE, R.C.; MURAYAMA, Y. An Urban Heat Island Study of the Colombo Metropolitan Area, Sri Lanka, Based on Landsat Data (1997–2017). **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v.6, n. 7, p.189, 2017.

ROBINOVE, C.J.; CHAVEZ, P.S.; GEHRING, D.; HOLMGREN, R. A. L. Monitoring Using Landsat Albedo difference Images. **Remote Sensing of Environment**, v.11, p.133-156, 1981.

ROUSE, J.W.J.R.; 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.

SAILOR, D.J. Simulated urban climate response to modifications in surface albedo and vegetative cover. **Journal of Applied Meteorology**, v.34, p. 1694–1704, 1995.

SENANAYAKE, I.P.; WELIVITIYA, W.D.D.P.; NADEEKA, P.M. Remote sensing based analysis of urban heat islands with vegetation cover in Colombo city, Sri Lanka using Landsat-7 ETM+ data. **Urban Clim**, v 5, p. 19–35, 2013.

SILVA, B.B.; SILVA, S.T.A.; GOMES, H.B. Alterações climáticas decorrentes de mudanças no uso da terra mediante sensoriamento remoto. **Revista Mercator**, v.9, n.1, p.91-106, 2011.

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

SILVA, J.S.; SILVA, R.M.; SILVA, A.M. Mudanças do uso e ocupação do solo e degradação eco-ambiental usando imagens orbitais: o estudo de caso da bacia do rio Bacanga, São Luís (MA). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.9, n.1, p.265 - 279, 2016.

SILVA, A.P.N.; BELUCIO, L.P.; NOGUEIRA, D.B.; SILVA, A.O.; SILVA, B.B.S. Surface radiation balance and the land use in the amazon region. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v.7, n.4, p. 212 – 222, 2017.

SOUZA, J.F. **Análise das mudanças do uso e ocupação do solo, variabilidade da temperatura e do saldo de radiação em João Pessoa-PB**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal da Paraíba. Programa de Pós-graduação em Engenharia Urbana e Ambiental. João Pessoa: UFPB, 2014.

OLIVEIRA, T.H. **Mudança espaço temporal do uso e cobertura do solo e estimative do balanço de energia e evapotranspiração diária no município do Recife-PE**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Pernambuco. Programa de Pós-graduação em Geografia. Recife: UFPE, 2012.

SHARMA, R.; GHOSH, A.; JOSHI, P.K. Spatio-temporal footprints of urbanisation in Surat, the Diamond City of India (1990–2009). **Environmental Monitoring and Assessment**, v.185, p. 3313–3325, 2012.

SILVA, B. B.; LOPES, G. M.; AZEVEDO, P. V. Balanço de radiação em áreas irrigadas utilizando imagens Landsat 5 – TM. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.20, n.2, p.243-252, 2005.

TANG, R.; ZHAO, X.; ZHOU, T.; JIANG, B.; WU, D.; TANG, B. Assessing the Impacts of Urbanization on Albedo in Jing-Jin-Ji Region of China. **Remote Sensing**, v.10, n.7, p. 1 - 21, 2018.

TARTARIL, R.; MACHADO, N.G.; ANJOS, M.R.; CUNHA, J.M.; MUSIS, C.R.; NOGUEIRA, J.S.; BIUDES, M.S. Análise de índices biofísicos a partir de imagens TM Landsat 5 em paisagem heterogênea no Sudoeste da Amazônia. **Ambiente & Água - An Interdisciplinary Journal of Applied Science**, v.10, n.4, p.943 – 953, 2015.

TASUMI, M.; ALLEN, R.G.; TREZZA, R. At-surface reflectance and Albedo from satellite for operational calculation of land surface energy balance. **Journal of Hydrologic Engineering**, v.13, p.51-63, 2008.

TRENTIN, C. B. **Análise da resposta espectral da vegetação da área de proteção ambiental (APA) do Ibirapuitã em imagens do sensor EOS/MODIS associadas ao solo e aos elementos do clima**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto. Porto Alegre: UFRGS, 2011.

USGS. United States Geologic Survery, 2014. **Using the USGS Landsat 8 Product**. Disponível em < [https://landsat.usgs.gov/Landsat8\\_Using\\_Product.php](https://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php)>. Acesso em: 30 de outubro de 2017.

USGS (2016). **Landsat 8 (L8) Data Users Handbook**, 2015, LSDS-1574, version 1.0. Sioux Falls, USA: USGS EROS. Disponível em <https://landsat.usgs.gov/documents/Landsat8>DataUsersHandbook.pdf>>. Acesso em: 28 de setembro de 2017.

USGS. United States Geologic Survey, 2017. **Catálogo USGS**. Disponível em < <https://earthexplorer.usgs.gov>>. Acesso em: 30 de setembro de 2018.

XIONG, Y.; HUANG, S.; CHEN, F.; YE, H.; WANG, C.; ZHU, C. The Impacts of Rapid Urbanization on the Thermal Environment: A Remote Sensing Study of Guangzhou, South China. **Remote Sensing**, v.4, n.12, p. 2033-2056, 2012.

ZANELLA, M.E.; MOURA, M.O. O clima das cidades do Nordeste brasileiro: contribuições no planejamento e gestão urbana. **Revista da ANPEGE**, v. 9, n. 11, p. 75-89, 2013.

ZHA, Y.; GAO, J.; NI, S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, p. 583–594, 2003.

ZHANG, Y.; ODEH, I.O.A.; HAN, C. Bi-temporal characterization of land surface temperature in relation to impervious surface area, NDVI and NDBI, using a sub-pixel image analysis. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 11, p. 256–264, 2009.

ZHAO, H.M.; CHEN, X.L. Use of Normalized Difference Bareness Index in Quickly Mapping Bare Areas from TM/ETM+. In: **Proceedings of the 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, Seoul. V. 3, p. 1666–1668, 2005.

ZHAO, H.; ZHANG, H.; MIAO, C.; YE, X.; MIN, M. Linking Heat Source–Sink Landscape Patterns with Analysis of Urban Heat Islands: Study on the Fast-Growing Zhengzhou City in Central China. **Remote Sensing**, v.10, n.8, p. 1 - 22, 2018.

ZHU, X.; LIU, D. Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 102, p. 222-231, 2015.