

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE FILOSOFIA, LETRAS E CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA

RELATÓRIO DE PESQUISA DE PÓS-DOCTORADO

**MODELAGEM DA ILHA DE CALOR URBANA DE SUPERFÍCIE EM CIDADE MÉDIA:
CARACTERÍSTICAS ESPACIAIS E TEMPORAIS**

Orientando: Prof. Dr. Elis Dener Lima Alves

Supervisor: Prof. Dr. Emerson Galvani

São Paulo
2019



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA GOIANO

**TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR PRODUÇÃO TÉCNICA NO REPOSITÓRIO
INSTITUCIONAL DO IF GOIANO**

Repositório Institucional do IF Goiano - RIIF Goiano Sistema Integrado de Bibliotecas

- Profissional de Educação do IF Goiano -

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610/98, e manual sobre a Produção Técnica, publicado pela DAV/CAPES/MEC*, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano, a disponibilizar gratuitamente o documento no Repositório Institucional do IF Goiano (RIIF Goiano), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada eletronicamente abaixo, em formato digital para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IF Goiano.

Identificação da Produção Técnica – DAV/CAPES

- Editoria Material Didático
- Curso de Formação Profissional Projetos de Extensão à Comunidade
- Relatório Técnico Conclusivo Atividade Técnica/Tecnológica
- Disseminação do Conhecimento Produto Bibliográfico
Técnico/Tecnológico
- Outras Produções Técnicas - Tipo: _____

Nome Completo do/a Docente, Autor/a: Elis Dener Lima Alves

Matrícula: 2225487

**Título do Trabalho: MODELAGEM DA ILHA DE CALOR URBANA DE SUPERFÍCIE EM CIDADE
MÉDIA: CARACTERÍSTICAS ESPACIAIS E TEMPORAIS**

Restrições de Acesso ao Documento

Documento confidencial: Não Sim

Justifique: _____

Informe a data que poderá ser disponibilizado no RIIF Goiano: 25/07/2019

O documento está sujeito a registro de patente? [] Sim [X] Não

O documento pode vir a ser publicado como livro e/ou artigo? [X] Sim [] Não

DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA

O/A referido/a docente e/ou autor/a declara que:

1 - o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;

2 - obteve autorização de quaisquer materiais inclusos no documento do qual não detém os direitos de autor/a, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;

3 - cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano.

Ceres, 25 de julho de 2019.

(Assinado

Eletronicamente)

Elis Dener Lima

Alves 2225487

Documento assinado eletronicamente por:

(Assinatura do Docente, Autor e/ou Detentor dos Direitos Autorais)

▪ Elis Dener Lima Alves, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 25/07/2019 13:01:38.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 25/07/2019. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifgoiano.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 68558



SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	i
LISTA DE TABELAS	ii
LISTA DE SIGLAS	iii
APRESENTAÇÃO DO RELATÓRIO	iv
RESUMO	1
1 INTRODUÇÃO	2
1.1 Objetivo Geral	4
1.2 Objetivos específicos	4
2 ÁREA DE ESTUDO	4
3 MATERIAIS E MÉTODOS	7
3.1 Variável dependente	9
3.1.1 Ilha de Calor Urbana de Superfície (ICUS).....	9
3.1.1.1 Etapa 1: (DN) para radiância	9
3.1.1.2 Etapa 2: Temperatura de brilho	10
3.1.1.3 Etapa 3: Cálculo do NDVI	10
3.1.1.4 Etapa 4: Determinação da emissividade da superfície terrestre	10
3.1.1.5 Etapa 5: Correção da temperatura de superfície	11
3.1.1.6 Etapa 6: Transformação da temperatura de superfície em ilha de calor urbana de superfície.....	11
3.2 Variáveis independentes	13
3.2.1 Altitude	13
3.2.2 Índice de Posição Topográfica (IPT).....	13
3.2.3 Índice de Urbanização (IU)	14
3.2.4 Índice da Diferença Normalizada de Água (NDWI)	15
3.3 Modelos	15
3.3.1 Modelo dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO)	15
3.3.2 Modelo da Regressão Geograficamente Ponderada (GWR)	16
3.3.3 Critério de Informação Akaike (AIC)	17
3.3.4 Índice Moran	18
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	18
4.1 Ilhas de Calor Urbanas de Superfície em São Carlos	18
4.2 Sazonalidade das Ilhas de Calor Urbanas de Superfície.....	21
4.3 Relação entre ICUS, IU, NDVI, NDWI e IPT	24
4.4 Modelagem da ICUS utilizando os modelos GWR e MQO.....	27

4.4.1 Autocorrelação espacial dos resíduos.....	28
4.4.2 Comparação sazonal dos modelos GWR e MQO	29
4.4.2.1 Características da modelagem da ICUS usando o modelo GWR.....	32
5 CONCLUSÃO	33
AGRADECIMENTOS	34
REFERÊNCIAS	35

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Mapa hipsométrico do município de São Carlos.	6
Figura 2. Procedimento metodológico para modelar a ilha de calor urbana de superfície.....	7
Figura 3. Pontos randômicos de mensuração dentro do limite urbano e buffer rural da cidade de São Carlos.	13
Figura 4. Ilha de calor urbana de superfície obtida a partir da média de todas as imagens (2015 a 2017).	20
Figura 5. Área ocupada pela ilha de calor urbana de superfície (ICUS) e ilha de frescor urbana de superfície (IFUS).	21
Figura 6. Ilhas de calor urbanas de superfície, NDVI e imagem RGB obtidas no verão, outono, inverno e primavera. Os locais A, B, C, D e E, representados pelas elipses tracejadas, referem-se a áreas que apresentaram diferentes padrões na intensidade da ICUS e NDVI.	23
Figura 7. Variabilidade das ilhas de calor urbanas de superfície e NDVI nos locais A, B, C, D e E, durante o verão, outono, inverno e primavera.	24
Figura 8. Diagramas de dispersão da ICUS versus Altitude, IU, NDVI, NDWI e TPI no verão.	27
Figura 9. Variabilidade do índice Moran da ICUS estimada, observada e nos resíduos dos modelos GWR e MQO.	29
Figura 10. Resíduos dos modelos GWR e MQO da ICUS no verão, outono, inverno e primavera.	31
Figura 11. Histogramas dos coeficientes locais de determinação do modelo GWR.....	32
Figura 12. <i>Bloxplot</i> dos coeficientes locais de determinação do modelo GWR.....	33

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Procedimento metodológico para modelar a ilha de calor urbana de superfície.	8
Tabela 2. Condições meteorológicas médias diárias na data de aquisição das imagens.	8
Tabela 3. Algoritmo baseado no NDVI.	11
Tabela 4. Coeficiente de correlação de Pearson entre ICUS e altitude, IU, NDVI, NDWI, e IPT em diferentes estações do ano.	26
Tabela 5. Características sazonais do modelo de regressão global (MQO).	27
Tabela 6. Comparação estatística dos modelos GWR e MQO.	30

LISTA DE SIGLAS

ICU	Ilha de Calor Urbana
ICUS	Ilha de Calor Urbana de Superfície
IFUS	Ilha de Frescor Urbana de Superfície
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
GWR	Regressão Geograficamente Ponderada
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
LANDSAT	<i>Land Remote Sensing Satellite</i>
SRTM	<i>Shuttle Radar Topography Mission</i>
USGS	<i>United States Geological Survey</i>
UTC	Tempo Universal Coordenado
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
DN	<i>Digital Number</i>
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
LST	Temperatura de superfície
NLST	Temperatura de superfície normalizada
NDWI	Índice da Diferença Normalizada de Água
IPT	Índice de Posição Topográfica
IU	Índice de Urbanização
AIC	Critério de Informação Akaike
AICc	Critério de Informação Akaike Corrigido
IM	Índice Moran
FVC	Fator de Visão do Céu
IS	Superfície impermeabilizada
VIF	Fator de Inflação de Variância

APRESENTAÇÃO DO RELATÓRIO

A proposta de pós-doutorado surgiu a partir de discussões sobre a modelagem da ilha de calor urbana utilizada na tese de doutorado intitulada “Análise das influências geourbanas no clima urbano da cidade de Iporá – Goiás”, defendida no Programa de Pós-Graduação em Ciências da Engenharia Ambiental (PPG-SEA), da Escola de Engenharia de São Carlos (EESC) da Universidade de São Paulo (USP). Na tese utilizou-se de um modelo de regressão linear múltipla, que baseava-se na suposição de independência das observações, ou seja, era incapaz analisar a dependência espacial. Por isso, a pesquisa de pós-doutorado surgiu com a intenção de compreender as relações espaciais entre a ilha de calor urbana de superfície (ICUS) da cidade de São Carlos com as variáveis naturais e antrópicas por meio regressões globais (MQO) e locais (GWR).

O projeto de pesquisa do pós-doutorado foi submetido à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processo: 2017/23511-1, entretanto, não houve financiamento. Segundo o despacho da FAPESP a solicitação foi submetida à análise colegiada e não obteve o grau de prioridade necessário para seu atendimento. Posteriormente foi realizado pedido de reconsideração, com o despacho: "A proposta não está vinculada a temático da FAPESP e o histórico acadêmico do candidato não é excelente por priorizar publicações em revistas nacionais." Outro pedido de reconsideração foi feito, e novamente foi denegado, segundo o despacho o proponente apresentava um bom conjunto de artigos só que em revistas de baixo impacto sejam elas nacionais ou internacionais, além disto, propostas vinculadas a Projetos Temáticos e CEPIDs eram consideradas prioritárias nas respectivas sessões de análise colegiada, desde que estejam em igualdade de condições, nos quesitos acadêmicos, com as demais propostas em análise. Portanto, o pós-doutorado foi realizado sem financiamento.

Para o desenvolvimento do pós-doutorado foi necessário o afastamento parcial da instituição de origem (Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano – IF GOIANO), para tanto, foi necessária a participação de um processo seletivo interno, entretanto, de acordo com as normativas da instituição a liberação do servidor ocorreu somente por doze meses. Esse período é relativamente curto, e dificultou a abrangência da pesquisa.

O relatório de pesquisa apresentado possui formato de artigo científico, com anexos de atividades realizadas no departamento de Geografia da Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas (FFLCH) da Universidade de São Paulo (USP), participação em eventos científicos, participação em comissões, pareceres de artigos científicos, apresentação de trabalho científico, orientação de iniciação científica, publicação de artigo, resumos, e capítulo de livro.

RESUMO

As cidades têm despertado o interesse de pesquisadores sobre a qualidade de vida no ambiente urbano. Nos últimos anos a ilha de calor urbana de superfície (ICUS) tem sido estudada nas pesquisas de clima urbano, por se tratar de um dos fenômenos climáticos influenciados, preponderantemente, pela ação humana e por ocasionar alterações climáticas locais. Diante disso, essa pesquisa teve como objetivo analisar as influências de variáveis naturais e antrópicas (Altitude, Índice de Posição Topográfica - IPT, *Normalized Difference Vegetation Index* - NDVI, Índice da Diferença Normalizada de Água - NDWI e Índice de Urbanização - IU), obtidas por meio de sensoriamento remoto, sobre a ilha de calor urbana de superfície utilizando modelos estacionários (MQO) e não estacionários (GWR). Os resultados evidenciaram que a cidade de São Carlos possui um mosaico de ICUS e ilha de frescor urbana de superfície (IFUS), em média, 86% da área urbana apresentou ICUS. A maior parte das IFUS estão localizadas próximas aos cursos de água, parques, vertentes inclinadas e fundos de vale, revelando o efeito de áreas verdes e do relevo na criação de microclimas. A ICUS apresentou significativa variabilidade sazonal. O modelo GWR conseguiu explicar melhor a variabilidade da ICUS que o modelo MQO, explicando 90% da variação da ICUS, enquanto MQO explicou 79% no verão, os valores de AICc indicaram, também, superioridade do modelo GWR. As características de regressão local do modelo GWR fornecem detalhes minuciosos aos planejadores, facilitando a implementação de medidas mitigadoras. Ressalta-se que não se constatou o uso do modelo GWR em estudos de ICUS em cidades brasileiras, portanto, espera-se que essa pesquisa possa servir de pressuposto metodológico na modelagem das ICUS no Brasil.

Palavras-chave: Clima Urbano; Modelagem Espacial; Sazonalidade; Planejamento.

1 INTRODUÇÃO

As cidades, atualmente, têm despertado cada vez mais o interesse de pesquisadores sobre a qualidade de vida no ambiente urbano. As preocupações com as condições climáticas e melhoria da qualidade de vida da população das metrópoles levaram vários estudiosos a realizarem pesquisas sobre essa temática (ALCOFORADO et al., 2009; ALVES; LOPES, 2017; AMORIM; DUBREUIL; CARDOSO, 2015; COUTTS; BERINGER; TAPPER, 2007; LOMBARDO, 1985; OKE, 1981; SOUCH; GRIMMOND, 2006; TARIFA; AZEVEDO, 2001; ZOULIA; SANTAMOURIS; DIMOUDI, 2009).

Os estudos realizados na atmosfera urbana têm mostrado que as cidades geram um clima próprio, o chamado clima urbano, e que esse é o resultado da interferência de todos os fatores que se processam sobre a camada limite urbana e que agem alterando o clima em escala local ou regional (MONTEIRO, 1976). Nas cidades, as modificações da ocupação do solo decorrem da concentração de construções, impermeabilização com o asfaltamento de ruas e avenidas, aumento do fluxo de pessoas e automóveis, além da diminuição da vegetação, fazendo com que essas alterações tenham uma repercussão não só em nível local, mas em dimensão regional, dependendo do tamanho da respectiva área urbana (ALVES; ANJOS; LOPES, 2017; ALVES; BIUDES, 2012; GARTLAND, 2012; TARIFA; AZEVEDO, 2001).

A característica mais proeminente do clima urbano é o efeito da ilha de calor urbana (ICU), na qual a temperatura de superfície é um importante parâmetro para analisá-lo (BALA et al., 2018; GÉMES; TOBAK; LEEUWEN, 2016; MA; KUANG; HUANG, 2010). A ilha de calor urbana é geralmente avaliada de duas formas, tradicionalmente, a ICU tem sido mensurada pelas observações terrestres por meio de transectos móveis ou redes de estações meteorológicas (AMORIM; DUBREUIL; CARDOSO, 2015; MINAKI; AMORIM, 2014; VOOGT; OKE, 2003), com o avanço de novas tecnologias geoespaciais, os pesquisadores tem utilizado, cada vez mais as imagens de satélite para a estimativa da ilha de calor urbana de superfície (ICUS) (ALVES, 2016a; ALVES; BIUDES, 2013; LOPES et al., 2013; TARIFA; AZEVEDO, 2001).

Comparado ao método tradicional, o sensoriamento remoto por satélite fornece uma maneira direta e consistente para examinar o ambiente térmico das cidades, podendo se obter uma cobertura espacial contínua de grandes áreas (AMORIM; DUBREUIL; CARDOSO, 2015; LOMBARDO, 1985; NICHOL; J.E; NICHOL, 1998; XU, 2009; XU; QIN; WAN, 2010), entretanto, conforme elucidado por Alcoforado et al., (2007) e Lucena (2013), a ilha de calor urbana (ICU) difere da ilha de calor urbana de superfície (ICUS), pois a primeira refere-se a

diferença da temperatura do ar da área urbana em relação à rural, enquanto que a segunda refere-se a temperatura da superfície.

A ICU e a ICUS não causam, somente, elevada temperatura no verão e aumento no consumo de energia para arrefecimento, mas também pode levar a sérios problemas no conforto térmico das pessoas e até mesmo na saúde (ABREU-HARBICH; LABAKI; MATZARAKIS, 2013; ALI-TOUDERT et al., 2005; GABRIEL; ENDLICHER, 2011; TAN et al., 2010). Portanto, mitigar a ICUS é fundamental.

Os estudos das ilhas de calor urbanas têm se mostrado um instrumento importante para a gestão do espaço urbano. A espacialização das diferenças das temperaturas intra-urbanas e rurais próximas pode oferecer subsídios para amenizar a magnitude das ilhas de calor (AMORIM; CARDOSO, 2015). As simulações das ilhas de calor urbanas têm sido utilizadas em inúmeros trabalhos (AMORIM; JUNIOR, 2016; MIHALAKAKOU et al., 2002; SAITOH; SHIMADA; HOSHI, 1996; STEWART; OKE; KRAYENHOFF, 2014). As simulações, desde que comparadas com dados reais ou baseadas em estudos e observações de outras pesquisas, podem fornecer perspectivas ao reordenamento ao território.

A ICUS pode ser alterada por vários fatores, incluindo o tamanho da cidade e a população (OKE, 1973), superfícies impermeáveis (baixo albedo, diminuição da evapotranspiração), topografia, liberação de calor antropogênico, população e as condições meteorológicas (AMORIM; JUNIOR, 2016; COSEO; LARSEN, 2014; GARTLAND, 2012; TAN; LI, 2015).

Diversos pesquisadores desenvolveram equações, com diferentes fatores, para modelar a ilha de calor urbana, tais como: Coseo e Larsen (2014); Oke (1973), Souza et al., (2010); Tan e Li (2015); Torok et al., (2001); Amorim et al., (2015); Luo e Peng et al., (2016); Ivajnsič et al., (2014) e Alves et al., (2016b). Unger et al., (2011) relataram que estudos mais recentes sobre as características espaciais da ICUS são baseados em algoritmos de interpolação multidimensional, sendo os modelos baseados em regressões globais, como os Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) os mais frequentemente utilizados. Embora as relações locais de regressão multivariada estejam relativamente bem estabelecidas, as análises estatísticas da maioria dos estudos têm sido geralmente não espaciais, negligenciando a informação de localização geográfica associada a cada amostra (FOODY, 2003).

Dutilleul e Legendre (1993) apontaram que os padrões e processos geográficos e ecológicos observados na natureza tendem a ser espacialmente variáveis. Apesar disso, esse fenômeno é muitas vezes referido como um fenômeno não espacial (IVAJNŠIČ; KALIGARIČ; ŽIBERNA, 2014). A análise de regressão múltipla, como o modelo de MQO, baseia-se na suposição de independência das observações, resultando na incapacidade de captar a

dependência espacial dos dados georreferenciados (FOODY, 2003; IVAJNŠIČ; KALIGARIČ; ŽIBERNA, 2014; LI et al., 2010). Brunson e Fotheringham em 2010 desenvolveram uma técnica de regressão local, chamada de regressão geograficamente ponderada (GWR), para superar essa limitação do método MQO (BRUNSDON; FOTHERINGHAM; CHARLTON, 2010).

1.1 Objetivo Geral

Quantificar e modelar a ICUS e suas variáveis independentes são passos importantes para melhorar a qualidade de vida das pessoas que residem nas cidades e alcançar a sustentabilidade urbana em todos os tipos de cidades (LOPES et al., 2013). Enquanto a maioria dos estudos sobre ICU e ICUS se concentra em grandes cidades, o objetivo geral dessa pesquisa foi modelar a intensidade da ICUS na cidade de São Carlos - São Paulo, utilizando modelos estacionários (MQO) e não estacionários (GWR).

Os modelos obtidos serão utilizados para propor um reordenamento do território urbano da cidade de São Carlos com a finalidade de mitigar os efeitos das mudanças climáticas locais provocadas pelo adensamento urbano. Ressalta-se que no Brasil não existe estudo sobre a ICUS utilizando o modelo GWR, portanto, essa pesquisa servirá, também, como pressuposto metodológico a ser aplicado em outras cidades brasileiras.

1.2 Objetivos específicos

Com o intuito de atingir o objetivo geral estabeleceu-se os seguintes objetivos específicos:

- 1 - Verificar a variabilidade sazonal e espacial das ICUS.
- 2 - Discutir as relações entre as variáveis naturais e antrópicas e a intensidade da ICUS.
- 3 - Averiguar o desempenho dos modelos GWR e MQO na modelagem da ICUS.
- 4 - Analisar as influências de variáveis naturais e antrópicas na modelagem da ICUS.
- 5 - Estabelecer roteiro metodológico para modelagem de ICUS.

2 ÁREA DE ESTUDO

O município de São Carlos, localizado no estado de São Paulo (figura 1), é uma região de transição entre os biomas do Cerrado e da Mata Atlântica. O clima é controlado por massas equatoriais, tropicais (MONTEIRO, 1973) e polares. A sazonalidade é bem definida, com

períodos secos distribuídos pelos meses de abril a setembro e úmidos de outubro a março, com temperatura média mensal de 20,5 °C, as maiores temperaturas médias mensais ocorrem em fevereiro (23 °C) e janeiro (22,9 °C), enquanto que as menores temperaturas médias ocorrem em julho (16,9 °C) e junho (17 °C) (EMBRAPA, 2019). A precipitação em São Carlos possui complexa variabilidade interanual, a média pluviométrica é 1528,1 mm com desvio padrão de 288,8 mm, entretanto, no município de São Carlos podem ocorrer excepcionais pluviométricas: a precipitação mínima registrada é 1143,4 mm enquanto que a máxima é 2486,7 mm (NEVES et al., 2016).

O município de São Carlos está geomorfologicamente localizado na borda oeste das Cuestas Basálticas, próximo ao Planalto Ocidental e a Depressão Periférica (ALMEIDA, 1964). Dessa maneira, o relevo do município de São Carlos é constituído de mesas e morros isolados, resultado de intensa erosão provocada pelos rios, que entalham profundamente o planalto. A altimetria do município apresenta uma variação de 480 metros, a menor altitude, 520 m, é observada próxima ao Rio Mogi-Guaçu. A maior altitude atinge 1000 m na região sudeste do município. Na área urbana as menores altitudes estão em torno de 775 m, localizadas em vales a oeste da área urbana, enquanto que os locais mais elevados estão situados a leste, em planalto que ultrapassa os 910 m de altitude (BARBOSA, 2009).

Os solos do município de São Carlos apresentam elevada correlação com as formas de relevo e litologia. Nota-se, dessa forma, a presença de solos predominantemente argilosos nas cotas mais elevadas; solos rasos e afloramento de rochas nas escarpas; e solos de textura média (teor de argila entre 15 e 35%) nas áreas com altitudes menores. Nestas últimas, verifica-se, ainda, extensas áreas de solos arenosos e profundos. Portanto, O município de São Carlos é caracterizado por solos de elevada permeabilidade, constituído, em sua maioria, por zonas de solo latossolo-vermelho-amarelo e de areia quartzosa profunda, com característica arenosa (BARBOSA, 2009).

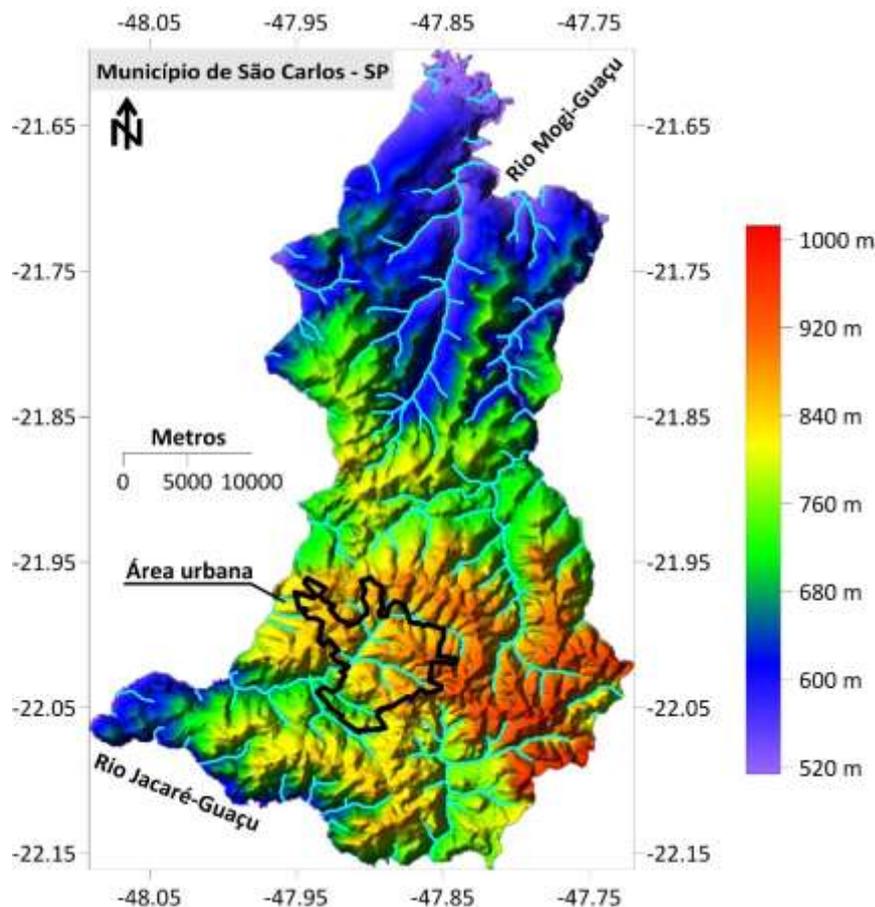


Figura 1. Mapa hipsométrico do município de São Carlos.

A vegetação original da região é o cerrado, caracterizada por formação florestal herbáceo-lenhosa, herbáceo-arbustiva, com árvores perenifólias (BARBOSA, 2009). Esse tipo de vegetação está associado aos terrenos arenosos de topografia quase plana que se estendem ao norte, até as barrancas do rio Mogi-Guaçu e, ao sul, até as bordas do vale do rio Jacaré-Guaçu ((BARBOSA, 2009; BORTOLUCCI, 1991)).

Entretanto, atualmente, há pouca vegetação original. A maior parte das áreas não urbanizadas do município está ocupada por pastagens, plantações, reflorestamento e mineração (BARBOSA, 2009).

Em 2018, a população de São Carlos foi estimada em 249415 habitantes pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Entretanto, drenagem urbana, sistema rodoviário e áreas de lazer não acompanharam a expansão da cidade. 98.4% dos domicílios da cidade de São Carlos possuem esgotamento sanitário adequado, 89.2% de domicílios urbanos em vias públicas com arborização e 34.2% de domicílios urbanos em vias públicas com urbanização adequada (presença de bueiro, calçada, pavimentação e meio-fio). Quando comparado com os outros municípios do estado, fica na posição 43 de 645, 411 de 645 e 194 de 645, respectivamente. Já quando comparado a outras cidades do Brasil, sua posição é 46 de 5570,

1578 de 5570 e 1008 de 5570, respectivamente (IBGE, 2018). A cidade também se expandiu sem levar em conta fatores ambientais, climáticas, geológicos e topográficos (BARBOSA; VECCHIA, 1996; BERE; TUNDISI, 2010). Esse planejamento acarreta inúmeros problemas socioambientais, em relação as questões climáticas, pode gerar desconforto ambiental: elevadas temperaturas e ilhas de calor urbanas devido a urbanização desordenada.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

O procedimento metodológico apresentado na figura 2 e discutido nos itens e subitens posteriores tem como objetivo esquematizar de forma clara e sucinta as etapas executadas nessa pesquisa. Esse procedimento metodológico foi elaborado com base em diversas pesquisas, procurando o método mais adequado para cada etapa. Para o cálculo da ICUS (variável dependente) foram necessárias seis etapas e utilizou-se das imagens do *Land Remote Sensing Satellite* (LANDSAT) 8 e dados *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM).

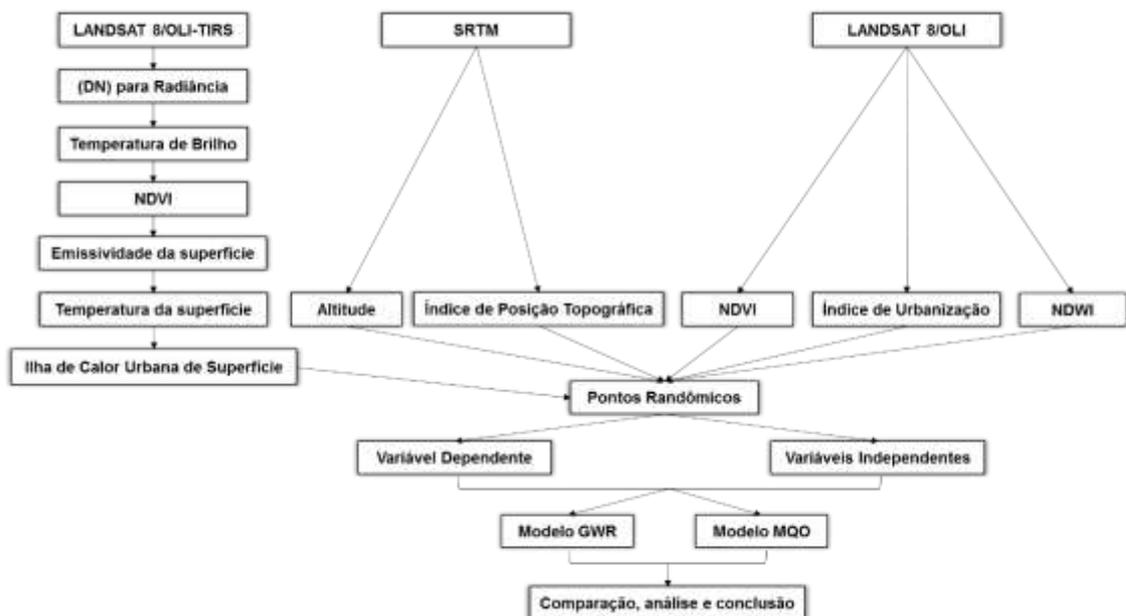


Figura 2. Procedimento metodológico para modelar a ilha de calor urbana de superfície.

Os sensores do satélite LANDSAT têm monitorado a Terra há mais de quatro décadas, fornecendo uma continuidade de dados durante este período (ISAYA NDOSSI; AVDAN, 2016). A primeira série deste satélite foi lançada em 1972, nomeado de LANDSAT 1. Desde então, houve um total de oito satélites LANDSAT. Entre os oito, o LANDSAT 6 falhou em atingir a órbita e caiu na Terra em 1993. Os outros satélites foram bem-sucedidos e forneceram aos pesquisadores grandes volumes de dados que foram usados em muitos estudos (ISAYA

NDOSSI; AVDAN, 2016; ZHANG et al., 2009). Os dados do LANDSAT estão disponíveis livremente para *download* no *website* do *United States Geological Survey* (USGS) (USGS, 2016).

O recorte temporal desse estudo foi de 2015 a 2017 (tabela 1 e 2), foram utilizadas todas as imagens disponíveis (sem cobertura de nuvens na área de estudo) para esse período. A imagem com maior cobertura de nuvens foi a do dia 23/04/2015 (tabela 1), entretanto, essa cobertura é uma informação do quadrante da imagem, na área de estudo não havia cobertura de nuvens. As imagens são geradas no mesmo horário, com discrepância menor que 2 minutos, o que garante a comparação ao longo dos anos. Todas as imagens apresentaram ótima qualidade, com valor 9 numa escala que vai de 0 a 10, em que 0 zero significa péssima qualidade e 10 excelente qualidade. As condições meteorológicas em cada aquisição das imagens são observadas na tabela 2, no dia 23/04/2015 e 14/07/2016 a umidade relativa do ar foi elevada, acima de 86%, enquanto que a temperatura média do ar esteve abaixo dos 30°C em todas as ocasiões. A maior velocidade do vento (7,23 m/s) foi verificada no dia 02/10/2016.

Tabela 1. Procedimento metodológico para modelar a ilha de calor urbana de superfície.

Imagem	Data	Hora (UTC)	Cobertura de nuvens (%)	Qualidade da imagem	Path/Raw	Resolução espacial (m)
1	23/04/2015	13:09:12	10,46	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
2	09/05/2015	13:08:57	0,10	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
3	10/06/2015	13:09:07	0,01	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
4	28/07/2015	13:09:29	0,07	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
5	13/08/2015	13:09:34	0,01	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
6	29/08/2015	13:09:40	0,01	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
7	16/10/2015	13:09:53	1,95	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
8	09/04/2016	13:09:29	0,00	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
9	14/07/2016	13:09:49	0,01	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
10	30/07/2016	13:09:53	1,06	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
11	02/10/2016	13:10:07	1,57	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
12	23/02/2017	13:09:46	0,10	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
13	03/09/2017	13:09:59	0,04	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
14	19/09/2017	13:10:01	0,52	9	220/075	30 OLI/100 TIRS
15	05/10/2017	13:10:07	0,00	9	220/075	30 OLI/100 TIRS

Tabela 2. Condições meteorológicas médias diárias na data de aquisição das imagens.

Data	Temperatura do ar (°C)	Umidade relativa (%)	Velocidade do vento (m/s)	Pressão atmosférica (hPa)	Radiação solar (W/m ² /dia)
23/04/2015	23,2	87,3	2,50	927,2	493,69

09/05/2015	21,0	76,0	1,18	930,2	325,71
10/06/2015	21,1	71,8	0,63	929,2	304,55
28/07/2015	19,7	67,0	1,48	930,1	314,79
13/08/2015	20,7	55,5	3,22	931,7	367,37
29/08/2015	20,9	73,3	3,54	932,4	417,01
16/10/2015	28,4	54,0	3,05	929,4	440,34
09/04/2016	27,0	66,8	2,97	925,1	385,18
14/07/2016	20,9	86,5	3,03	925,4	302,54
30/07/2016	17,7	66,8	2,84	930,9	300,92
02/10/2016	22,7	57,3	7,23	929,6	521,31
23/02/2017	26,4	63,8	3,00	927,6	499,75
03/09/2017	21,8	40,8	4,67	934,1	456,64
19/09/2017	23,8	45,0	4,50	929,8	420,57
05/10/2017	27,2	51,5	3,26	928,4	426,64

3.1 Variável dependente

3.1.1 Ilha de Calor Urbana de Superfície (ICUS)

O cálculo da ilha de calor urbana de superfície foi realizado em seis etapas, a primeira etapa foi converter os números digitais em radiância, a segunda: calcular a temperatura de brilho, a terceira: calcular o NDVI, a quarta: estimar a emissividade da superfície do solo a partir dos valores obtidos pelo NDVI e a quinta etapa, após estimada a emissividade, foi determinar a temperatura de superfície corrigida, que posteriormente foi transformada em ilha de calor urbana de superfície na sexta etapa. Conforme sugerido por (ISAYA NDOSSI; AVDAN, 2016).

3.1.1.1 Etapa 1: (DN) para radiância

Os dados termais das imagens dos sensores do satélite LANDSAT são armazenados em números digitais (DN). Os DN são usados como forma de representar os pixels que ainda não foram calibrados. Eles são uma representação dos diferentes níveis de radiância na imagem raster. Após a obtenção das imagens de satélite, o primeiro passo será a conversão de números digitais para radiância. A equação 1 mostra a equação que será utilizada para converter DN para radiância espectral do sensor TIRS do satélite LANDSAT 8.

$$L_{\lambda} = M_L \times Q_{cal} + A_L - O_i \quad (1)$$

Em que L_λ é radiância espectral em $W/(m^2 \times sr \times \mu m)$ no topo da atmosfera. M_L é fator multiplicativo de redimensionamento da banda 10. Q_{cal} é o valor quantizado calibrado pelo pixel em DN. O O_i são as correções publicadas pela USGS para a calibração das bandas TIRS.

3.1.1.2 Etapa 2: Temperatura de brilho

A temperatura de brilho será calculada pela equação 2.

$$BT = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_\lambda} + 1\right)} \quad (2)$$

Em que BT é a temperatura de brilho em (K), L_λ é a radiância espectral no topo da atmosfera, K_1 é um valor constante específico para conversão para banda termal, assim como o K_2 .

3.1.1.3 Etapa 3: Cálculo do NDVI

Após os cálculos anteriores, procedeu-se o cálculo do $NDVI$, obtido pela razão entre a diferença da medida da reflectância nos canais do infravermelho próximo (ρ_5) e vermelho (ρ_4) e a soma desses canais (equação 3).

$$NDVI = \frac{\rho_5 - \rho_4}{\rho_5 + \rho_4} \quad (3)$$

O $NDVI$ é um indicador da quantidade e da condição da vegetação verde. Os valores variam de -1 a +1, valores positivos são obtidos em áreas com algum tipo de vegetação, e varia de acordo com a atividade fotossintética das plantas nessa área e sua densidade, enquanto que superfícies com água o $NDVI$, geralmente, é menor que zero (ALVES, 2016a; FOODY, 2003; FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002).

3.1.1.4 Etapa 4: Determinação da emissividade da superfície terrestre

A emissividade da superfície terrestre foi estimada a partir dos valores do $NDVI$. De acordo com ZHANG, WANG e LI (2006), quando o $NDVI$ de uma área for conhecida, a

emissividade poderá ser estimada. A emissividade de um pixel foi estimada classificando os pixels de acordo com a classe em que eles se enquadraram (tabela 3). Quando um pixel obteve valor de NDVI abaixo de -0,185 o valor da emissividade foi de 0,995, quando o valor do NDVI foi maior ou igual a -0,185 e inferior a 0,157, a emissividade de 0,985 foi atribuída ao pixel, quando NDVI foi maior ou igual a 0,157 e menor ou igual a 0,727 utilizou-se uma relação logarítmica entre NDVI e emissividade (ISAYA NDOSSI; AVDAN, 2016) e, finalmente, quando o NDVI foi maior que 0,727, atribuiu-se valor de 0,990 ao pixel (tabela 3).

Tabela 3. Algoritmo baseado no NDVI.

NDVI	LSE
$NDVI < -0.185$	0.995
$-0.185 \leq NDVI < 0.157$	0.985
$0.157 \leq NDVI \leq 0.727$	$1.009 + 0.047 \times \ln(NDVI)$
$NDVI > 0.727$	0.990

3.1.1.5 Etapa 5: Correção da temperatura de superfície

Após a estimação da emissividade da superfície do solo foi realizada a correção da temperatura de brilho. Para isso utilizou-se da função de Planck. A função de Planck (equação 4) corrige a emissividade de uma superfície, em comparação com um corpo negro (ARTIS; CARNAHAN, 1982; SINHA et al., 2014).

$$LST = \frac{BT}{\left\{1 + \left[\frac{\lambda \times BT}{\rho}\right] \times \ln \varepsilon\right\}} \quad (4)$$

Em que LST é a temperatura de superfície (K), BT é a temperatura de brilho (K), λ é o comprimento de onda da radiação emitida, ρ é o $(h \times c \div \sigma) = 1,438 \times 10^{-2} mK$: h é constante de Planck ($6,26 \times 10^{-34} Js$); c é a velocidade da luz ($2,998 \times 10^8 m/s$); σ é constante de Stefan Boltzmann ($1,38 \times 10^{-23} JK^{-1}$) e ε a emissividade da superfície.

3.1.1.6 Etapa 6: Transformação da temperatura de superfície em ilha de calor urbana de superfície

Após os cálculos anteriores, foi calculada a ilha de calor urbana de superfície. Normalmente a intensidade da ilha de calor urbana (ICU) é mensurada a partir das observações da temperatura do ar ao longo de transectos ou em estações fixas na área urbana e rural circundante (CAO et al., 2010; LOPES et al., 2013). Entretanto, a ilha de calor urbana de

superfície (ICUS) adquire outro significado, por se tratar de um dado obtido por sensoriamento remoto (ALVES, 2016a). A ICUS foi calculada como sendo a diferença da temperatura de superfície de cada pixel da área urbana pela temperatura de superfície média da área rural (ALVES, 2016a; LI; MO; DAI, 2011; RASUL; BALZTER; SMITH, 2015), conforme a equação 5.

$$ICUS = BT_U - \overline{BT_R} \quad (5)$$

Em que BT_U é a temperatura de superfície em cada pixel da área urbana e BT_R é a média da temperatura de superfície da área rural obtida a partir de um buffer de 1 km do limite urbano (figura 3). Valor positivo significa a ocorrência de ICUS, enquanto que valor negativo representa ilha de frescor urbana de superfície (IFUS). Não existe um método padronizado para se delimitar o *buffer* da área rural e mensurar a ICUS, por exemplo: Alves (2016a) utilizou *buffer* de 500 m para analisar a variação sazonal e espacial da intensidade ICUS em um pequeno aglomerado urbano no Brasil; Alves (2017a) utilizou *buffer* de 200 m e 500 m para quantificar o efeito dos cursos d'água e área verde na temperatura de superfície; Cheval e Dumitrescu (2014) usaram *buffers* de vários tamanhos (1 a 7 km) para analisar a ICUS de verão em Bucareste na Romênia; Rasul et al., (2015) utilizaram *buffer* de 10 km ao redor da cidade de Erbil no Curdistão iraquiano para definir a temperatura de superfície rural e Debbage e Shepherd (2015) estabeleceram um *buffer* de 50 km para estimar a intensidade da ICUS das 50 cidades mais populosas dos Estados Unidos. Portanto, não há a definição do tamanho do *buffer*, ele é estipulado de acordo com as especificidades da área de estudo, por isso, nessa pesquisa, levando em consideração a relação entre o tamanho das cidades e o tamanho do *buffer* utilizado nesses trabalhos, optou-se por *buffer* de 1 km.

Para a modelagem utilizou-se dados de 1000 pontos randômicos dentro dos *buffers*. Essa redução na amostragem foi necessária devido a complexidade do cálculo da GWR, que exige elevada memória e processamento computacional.

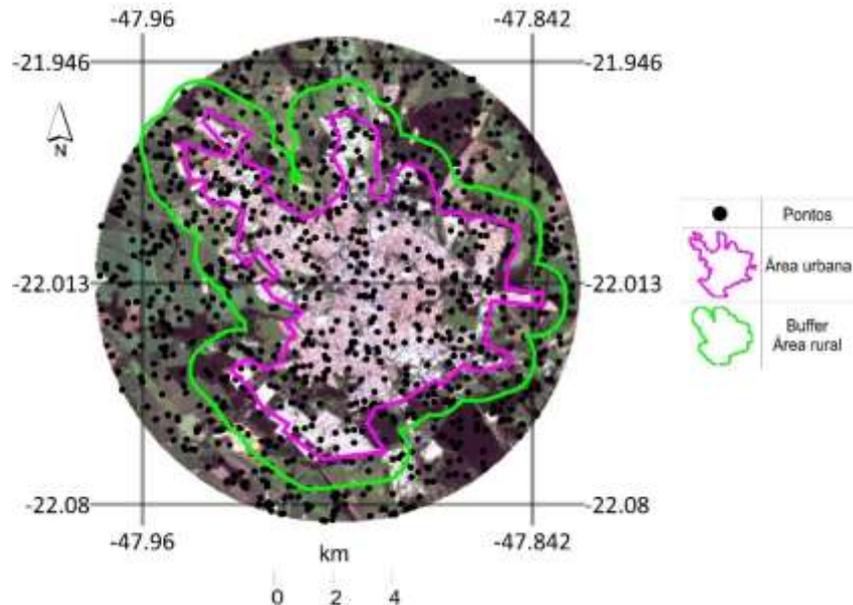


Figura 3. Pontos randômicos de mensuração dentro do limite urbano e buffer rural da cidade de São Carlos.

3.2 Variáveis independentes

As variáveis independentes: altitude e índice de posição topográfica, foram calculadas a partir dos dados SRTM. Enquanto que as variáveis IU, NDVI¹ e NDWI foram obtidas por meio das imagens do satélite LANDSAT 8.

3.2.1 *Altitude*

A altitude ou a altura acima do nível médio do mar é um fator chave que controla a temperatura do ar. Áreas com diferentes altitudes podem acarretar variação na temperatura do ar e na emissividade atmosférica, o que poderá causar variações na temperatura da superfície (LI et al., 2010).

Utilizou-se dos dados do projeto TOPODATA que oferece livre acesso a variáveis geomorfométricas, derivadas de dados SRTM (Shuttle Radar Topographic Mission) para todo o território brasileiro. Esses dados foram refinados da resolução espacial original de 3 arco-segundos (~90 m) para 1 arco-segundo (~30 m) por krigagem.

3.2.2 *Índice de Posição Topográfica (IPT)*

¹ O NDVI será obtido para o cálculo da ICUS, conforme item 3.1.1.3, portanto, não há necessidade de repeti-lo no item 3.2.

O Índice de Posição Topográfica (IPT), é um algoritmo criado por Weiss em 2001 (TRENTIN; ROBAINA; BARATTO, 2016), que calcula a diferença da elevação entre um pixel central (Z_0) e a média da elevação do seu entorno (Z_m), o valor do IPT expressa a intensidade do contraste (IVAJSIČ; KALIGARIČ; ŽIBERNA, 2014; TRENTIN; ROBAINA; BARATTO, 2016).

O Índice de Posição Topográfico é um índice que possibilita a determinação de características da paisagem levando em consideração os atributos topográficos da área de estudo, desta forma, as unidades definidas apresentam uma estreita relação com condições de escoamentos hídrico e de dinâmica superficial (TRENTIN; ROBAINA; BARATTO, 2016).

O IPT é a diferença entre um valor de elevação de células e a altitude média da vizinhança em torno dessas células. Valores positivos significam que a célula é mais elevada do que os seus arredores, enquanto valores negativos significam que é mais baixa. Se ele é significativamente mais elevado do que a zona circundante, então é provável que esteja perto ou no topo de uma colina ou cume. Os valores significativamente baixos sugerem que a célula está perto ou no fundo de um vale (TRENTIN; ROBAINA; BARATTO, 2016). O IPT com valores próximos de zero pode significar, tanto uma área plana, ou uma área de inclinação média.

A variação na inclinação e orientação das vertentes do relevo desempenha, associada à variação da altitude, importante papel na distribuição da energia calorífico-luminosa (LI et al., 2010; PASZYNSKI, 1991). O fluxo radiativo de uma vertente inclinada poderá ser bem mais intenso que de outra, em determinado período do dia, entretanto, em outros períodos a incidência dos raios solares pode ser significativamente menor. Da mesma forma, o sombreamento de edifícios e árvores, dentre outros, será mais expressivo em áreas planas (IVAJSIČ; KALIGARIČ; ŽIBERNA, 2014; LI et al., 2010).

3.2.3 Índice de Urbanização (IU)

O Índice de Urbanização (equação 7) foi calculado usando as bandas 5 e 7 do satélite LANDSAT 8, este índice foi proposto pelos autores Kawamura, Jayamanna e Tsujiko (1996) para estimar a urbanização, podendo variar de -1 a 1: quanto maior o valor, maior é o grau de urbanização.

$$IU = \frac{\rho_7 - \rho_5}{\rho_7 + \rho_5} \times 100 \quad (7)$$

Onde IU é o índice de Urbanização. ρ_7 é a reflectância da banda 7 e ρ_5 a reflectância da banda 5 do satélite LANDSAT 8.

3.2.4 Índice da Diferença Normalizada de Água (NDWI)

O Índice da Diferença Normalizada de Água (Normalized Difference Water Index – NDWI), foi desenvolvido por McFeeters em 1996, o intuito do autor era delinear feições presentes no ambiente aquático, e realçar sua presença nas imagens (PEREIRA; LOHMANN; MAGANHOTTO, 2016). A água tem importância no balanço térmico, devido a sua capacidade de absorver energia e de liberá-la lentamente. O NDWI pode ser definido conforme equação 8.

$$NDWI = \frac{\rho_3 - \rho_5}{\rho_3 + \rho_5} \quad (8)$$

O valor de NDWI varia de -1 a 1. O valor zero é um limiar, ou seja, o tipo de cobertura é considerado água se $NDWI \geq 0$ e não água se $NDWI \leq 0$.

3.3 Modelos

Os modelos GWR e MQO utilizaram as variáveis independentes: altitude; TPI; IU, NDVI e NDWI, para modelar a ICUS.

3.3.1 Modelo dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO)

Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) é um modelo não espacial (equação 9), isto é, nenhuma informação de localização geográfica é considerada na estimativa dos parâmetros do modelo, e todos os parâmetros são médias em relação a todo o conjunto de dados, ou seja, é um modelo que representa o padrão global do fenômeno estudado. O MQO convencional pode ser expresso como (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002):

$$y_i = \beta_0 + \sum_k \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad (9)$$

Em que y_i , x_{ik} e ε_i representam as variáveis dependentes, a variável dependente e o erro aleatório de diferentes pontos espaciais (os subíndices i e k representam as localizações espaciais

e o número da variável dependente, respectivamente). β_0 é o intercepto do modelo β_k é o coeficiente de inclinação para as variáveis independentes x_k .

3.3.2 Modelo da Regressão Geograficamente Ponderada (GWR)

A técnica de Regressão Geograficamente Ponderada, em inglês *Geographically Weighted Regression* (GWR) (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002), é utilizada para modelar processos heterogêneos (não estacionários) espacialmente, isto é, processos que variam (seja na média, mediana, variância etc.) de região para região. A ideia básica da GWR é ajustar um modelo de regressão para cada região do conjunto de dados utilizando a localização geográfica das demais observações para ponderar as estimativas dos parâmetros (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002).

A aplicação do modelo GWR pode ser observada em diferentes linhas de investigação: Brown et al., (2012) usaram o modelo GWR para examinar a relação entre a cobertura da superfície, chuvas e habitat de águas superficiais em 149 sub-bacias em uma região predominantemente de agricultura cobrindo 2,6 milhões de hectares no sudeste da Austrália. Kang et al., (2014) usaram o modelo GWR para explorar os padrões espaciais e fatores locais na correlação NDVI - precipitação. Wu et al., (2016) objetivaram explorar a viabilidade de GWR na predição da salinidade do solo porque, segundo os autores, os métodos de predição da salinidade do solo no delta do rio Yellow ainda são de baixa precisão. Kumari et al., (2016) quantificaram a intensidade da relação entre a variabilidade espacial e a topografia do Himalaia Central. Oliveira et al., (2014) exploraram os padrões espaciais da densidade do fogo na Europa meridional usando GWR.

Muitos fenômenos ambientais possuem relação com o espaço e não estão distribuídos aleatoriamente no espaço, como pressuposto dos modelos globais (o MQO). Desta forma, a aplicação de modelos tradicionais, sem a incorporação de atributos geográficos, pode conduzir à superestimação da significância dos parâmetros dos modelos, além de evidenciar associações espúrias (ZHAO et al., 2015). Para evitar problemas dessa natureza na modelagem da ICUS, a incorporação do caráter espacial na calibração de modelos de regressão linear pode ser efetuada por meio da técnica de ponderação geográfica (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002). Cabe destacar que a modelagem geograficamente ponderada tem necessariamente um efeito local, na medida em que assume a hipótese de não estacionariedade espacial da variável dependente. Seu grande diferencial em termos de poder explicativo é produzir, em vez de uma única relação de dependência válida para toda a área de estudo (modelo

global), relações específicas para cada região (modelos locais) em que ocorrem influências locais motivadas pela autocorrelação espacial do fenômeno analisado.

O modelo GWR estende o modelo global convencional da equação 8, adicionando um parâmetro de localização geográfica (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002), podendo ser reescrito como (equação 10):

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad (10)$$

Na qual a variável dependente y é regredida em um conjunto de variáveis independentes, cada uma denotada por x_k com os parâmetros variando sobre o espaço, (u_i, v_i) denota as coordenadas de longitude e latitude do i -ésimo ponto no espaço e $\beta_k(u_i, v_i)$ é o coeficiente local no ponto i (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002).

3.3.3 Critério de Informação Akaike (AIC)

O modelo GWR produz informações que explicam a variação espacial a partir das associações entre variáveis. A hipótese é que as características adjacentes têm um efeito maior nas estimativas dos parâmetros que as características mais distantes espacialmente (AL-AHMADI; AL-AHMADI, 2013; MENNIS, 2006). Para especificar a estrutura de ponderação geográfica o modelo GWR requer a especificação de uma forma de kernel e uma largura de banda. Em geral, se as observações são regularmente distribuídas na área de estudo, então um kernel com uma largura de banda fixa é uma escolha apropriada. Se as observações são agrupadas e não são regularmente espaçadas, o kernel com uma largura de banda adaptável deve ser utilizado (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002). A largura de banda pode ser atribuída por meio de três métodos: 1- pelo usuário de forma arbitrária; pela função de validação cruzada e pelo critério de informação Akaike (AIC). A qualidade de ajuste que tem sido usada amplamente no modelo GWR é o AIC corrigido (AICc) (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002), portanto, o AICc será usado nesta pesquisa (equação 11):

$$AICc = 2n \log_e(\bar{\sigma}) + n \log_e(2\pi) + n \left\{ \frac{n + tr(S)}{n - 2 - tr(S)} \right\} \quad (11)$$

Em que n é o número de observações do conjunto de dados, $\bar{\sigma}$ é a estimativa do desvio padrão dos resíduos e $tr(S)$ é o traço da matriz (FOTHERINGHAM; BRUNSDON;

CHARLTON, 2002). Um valor mais baixo de AIC indica que o modelo está mais próximo da realidade.

3.3.4 Índice Moran

Regressão residual é a diferença entre os valores observados e previstos. Presume-se que seja distribuído aleatoriamente em modelos globais (MOQ) e locais (GWR). Resíduos com maior autocorrelação espacial indicam que o modelo de regressão é insuficiente ou tendencioso. Em contraste, a autocorrelação espacial mais baixa entre os resíduos indica a melhor regressão na qual a correlação é modelada adequadamente (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002; KANG et al., 2014). Nesse trabalho, a autocorrelação espacial global entre todos os resíduos de regressão foi analisada por meio do índice Moran (IM). O índice estatístico de Moran para a autocorrelação espacial é dado como (equação 12):

$$IM = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{i,j} Z_i Z_j}{\sum_{i=1}^n Z_i^2} \quad (12)$$

Em que Z_i e Z_j são os desvios em relação a média ($Z_i - \bar{Z}$), $\omega_{i,j}$ é o elemento na matriz de vizinhança para o par i e j , n é o número total de observações, finalmente, S_0 é a soma dos pesos espaciais. De forma geral, o Índice Moran presta-se a um teste cuja hipótese nula é de independência espacial, neste caso, seu valor seria zero. Valores positivos (entre 0 e 1) indicam correlação direta e negativos (entre -1 e 0) correlação inversa.

Neste estudo, os modelos GWR e MOQ foram analisados usando o programa SAM 4.0 (RANGEL; DINIZ-FILHO; BINI, 2010) e todos os mapas foram elaborados no programa Golden Software Surfer 14.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Ilhas de Calor Urbanas de Superfície em São Carlos

As cidades apresentam um complexo sistema térmico, as variedades de superfícies são responsáveis, em grande parte, por criar um mosaico de microclimas. Além da artificialização do meio urbano, questões naturais como topografia, também estabelecem uma relação direta na criação de microclimas (ALVES; ANJOS; LOPES, 2017; ALVES, 2017a; ALVES; LOPES,

2017; AMORIM; JUNIOR, 2016; CARFAN; GALVANI; NERY, 2012; TARIFA; AZEVEDO, 2001).

Ressalta-se que o valor médio de qualquer fenômeno deve ser analisado com ponderação, ao mesmo tempo que mascara algumas especificidades episódicas, torna os padrões temporais mais evidentes. Na cidade de São Carlos, as casas, prédios, pavimentos, telhados, cursos d'água, mata ciliar e parques criam um mosaico de microclimas, influenciado tanto pelas características naturais, como antrópicas (Figura 4).

As áreas correspondentes a Rua Miguel Petroni (2), Tecumseh do Brasil Ltda – Planta 2 (3), Vila Jacobucci (5), Jardim Ricetti (7), Tecumseh do Brasil Ltda – Planta 1 (8), Cidade Aracy (10), Antenor Garcia (12), Vila Boa Vista 1 (13) e Shopping Center (14) apresentaram, em média, as maiores ICUS (4 °C). As áreas 2, 5, 7, 10, 12 e 13 (Figura 4) são constituídas por construções residenciais, a maioria com telhados de cerâmica, enquanto que as áreas 3 e 8 correspondem a áreas industriais, com telhados de fibrocimento, na área 15 está localizado um Shopping Center, área comercial com amplo estacionamento com pavimentação asfáltica. Portanto, em São Carlos, as maiores ICUS foram observadas em áreas construídas com materiais de alta condutividade térmica e capacidade calorífica (concreto e asfalto). Segundo Gartland (2012) materiais com alta condutividade térmica são mais capazes de direcionar a energia térmica absorvida para seu interior e materiais com alta capacidade calorífica podem armazenar mais energia sem perdê-la ao ambiente, quanto mais energia é armazenada, maior será a temperatura do material.

Contudo, no meio urbano algumas áreas podem apresentar ilhas de frescor urbanas de superfície (IFUS), também chamada de ICUS negativa (ALVES, 2016a; SKOULIKA et al., 2014), devido a presença de áreas verdes (parques, bosques, mata ciliar etc.) ou presença de superfícies com água. Na cidade de São Carlos, a área verde localizada entre os Parques Quebec e Fehr (1), Parque Ecológico de São Carlos (4), área verde remanescente a oeste da Rua Hermano Bomfim da Silva (6), Mata ciliar a oeste da Vila Conceição (11), Parque do Bicão (14) e a Mata Ciliar a leste da Universidade de São Paulo – campus 2 (16) são exemplos da influência das áreas verdes e úmidas sobre a temperatura de superfície e conseqüentemente sobre a ICUS. (ALVES, 2017a; ALVES; LOPES, 2017; MENDONÇA; DUBREUIL, 2005) constataram efeito similar das áreas verdes. Os parques urbanos têm sido considerados como parte importante da vegetação urbana, porque são mais arrefecidos que suas áreas circunvizinhas e podendo formar o efeito de ‘ilha de frescor urbana’ (CAO et al., 2010; JAUREGUI, 1990).

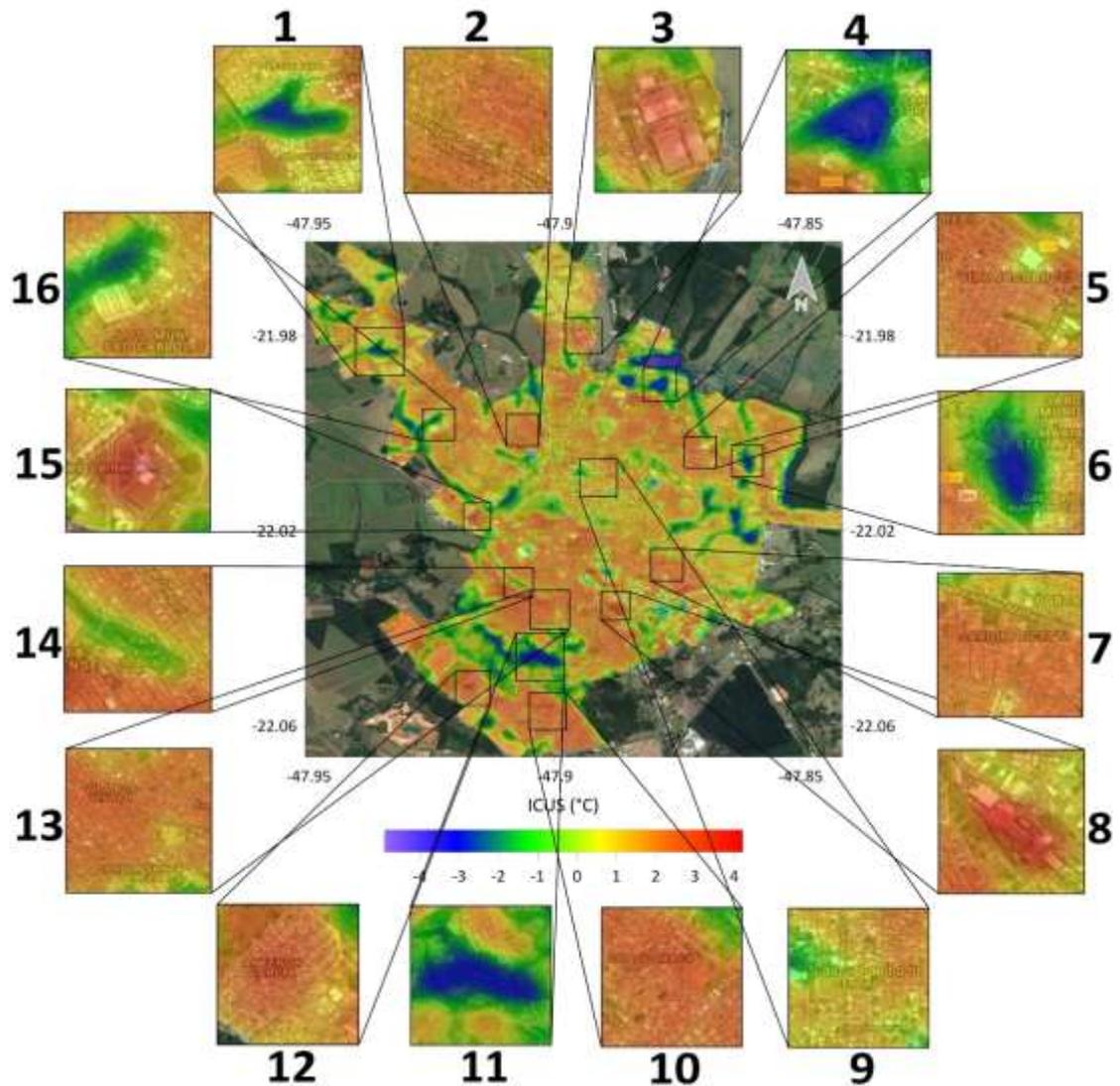


Figura 4. Ilha de calor urbana de superfície obtida a partir da média de todas as imagens (2015 a 2017).

Na área urbana de São Carlos houve predominância de ICUS em detrimento da IFUS (Figura 5). A ICUS, em média, ocupou área de 52,6 km², que corresponde a seis vezes a área ocupada pela IFUS (8,5 km²), essa constatação evidencia um problema observado em diversas cidades brasileiras – a falta de planejamento urbano que considere o microclima como fator para o ordenamento do território (ALVES, 2016a, 2017b; ANJOS et al., 2017; MINAKI; AMORIM, 2014; UGEDA JUNIOR; AMORIM, 2011). A maior parte das IFUS está localizada próxima aos cursos de água, parques e vertentes inclinadas e fundos de vale (Figura 5), revelando o efeito de áreas verdes e do relevo na intensidade da ICUS, resultado semelhante foi observado por Alves (2016a) e Lopes (1995).

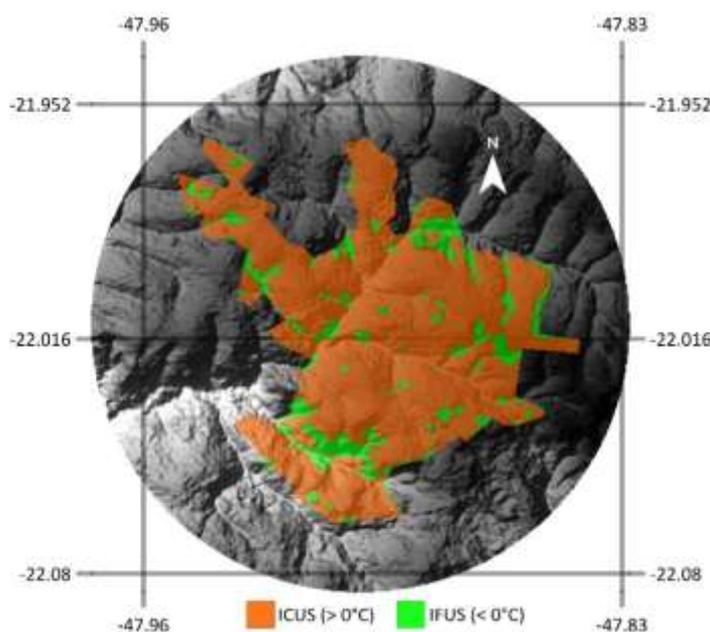


Figura 5. Área ocupada pela ilha de calor urbana de superfície (ICUS) e ilha de frescor urbana de superfície (IFUS).

4.2 Sazonalidade das Ilhas de Calor Urbanas de Superfície

A sazonalidade das ICUS já foi observada em diversas cidades: Buyantuyev e Wu (2010) na região metropolitana de Phoenix (Estados Unidos); Haashemi et al., (2016) em Tehran (Irã); Gémes et al., (2016) em Szeged (Hungria); Rasul et al., (2016) em Erbil (Irão) e Alves et al., (2016a) em Ceres e Rialma (Brasil).

Na cidade de São Carlos a sazonalidade da ICUS foi evidente (Figura 6). Embora o desenvolvimento de ICUs e ICUSs esteja geralmente associado à expansão urbana e ao aumento das atividades humanas e industriais, a localização geográfica, a situação climática, os materiais urbanos, as estações do ano e as horas do dia e da noite podem gerar diferentes efeitos (HAASHEMI et al., 2016). Lazzarini et al., (2013) estudou a ICUS em Abu Dhabi, uma cidade deserta. Seus resultados mostraram uma inversão do que é considerado padrão para a ICUS durante o dia: as áreas centrais apareceram com temperaturas superficiais menores em comparação com os subúrbios, com diferença diária de 5 a 6 K no verão e de 2 a 3 K no inverno. Diferentemente, durante o inverno em São Carlos, foram verificadas as maiores intensidades das ICUS negativas dentro da área urbana.

A variação sazonal da ICUS (Figura 6) decorre da alteração da intensidade da radiação solar devido ao movimento de translação da Terra e a variação da área foliar da vegetação do cerrado e das pastagens, que segue o ritmo das precipitações (ALVES, 2016a; BECERRA; SHIMABUKURO; ALVALÁ, 2009). As maiores intensidades das ICUS foram observadas no verão, sendo observadas ICUS acima de 8 °C, segundo Buyantuyev e Wu (2010) as Ilhas de

calor urbano de superfície (ICUSs) existem a qualquer hora do dia, entretanto, são mais intensas perto do meio-dia e durante o verão.

O verão corresponde ao período das chuvas em São Carlos, em que a vegetação e a pastagem se tornam mais densas com maior atividade metabólica – ressaltada nos valores do NDVI. Com isso o contraste urbano e rural fica mais acentuado, e portanto, as intensidades da ICUS tendem a ser mais elevadas. Ao contrário, no final do outono e no inverno, houve pouca diferença na intensidade da ICUS da área urbana com a área rural, no outono a amplitude da intensidade da ICUS foi inferior às outras estações do ano, variando de -2,6 a 4,4 °C, pois nesse período a vegetação do cerrado e as pastagens secam ou perdem suas folhas para minimizarem os efeitos adversos da falta de precipitação. É conhecido que áreas verdes diminuem a temperatura da superfície por meio do sombreamento e resfriamento evaporativo (BERNATZKY, 1982; OLIVEIRA; ANDRADE; VAZ, 2011).

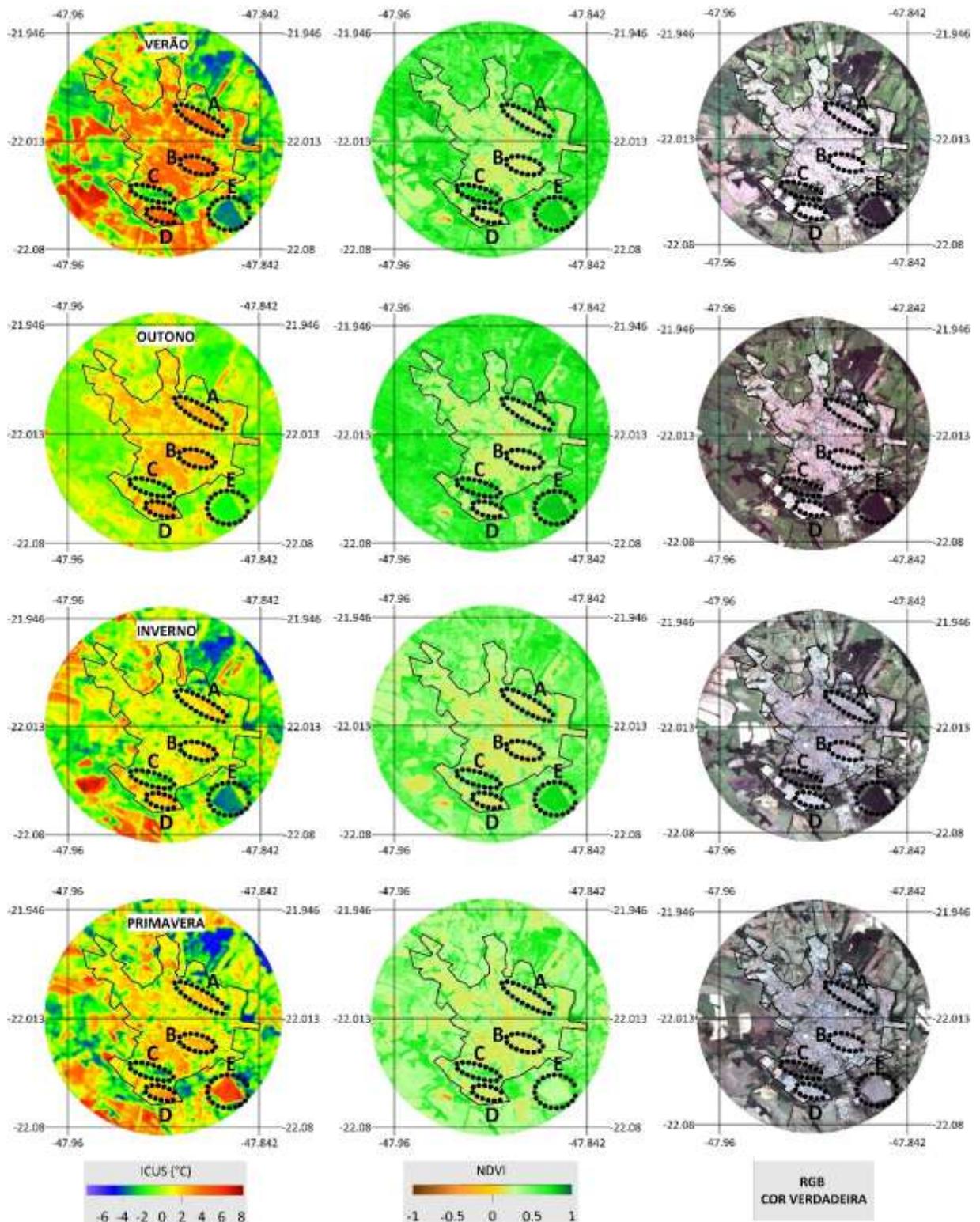


Figura 6. Ilhas de calor urbanas de superfície, NDVI e imagem RGB obtidas no verão, outono, inverno e primavera. Os locais A, B, C, D e E, representados pelas elipses tracejadas, referem-se a áreas que apresentaram diferentes padrões na intensidade da ICUS e NDVI.

Os locais A, B, C, D e E representam áreas com diferentes tipos de superfície. A, B e D são locais com elevada urbanização, o local C representa uma área verde com mata ciliar, enquanto que o local E representa área de plantação de eucalipto, fora do limite urbano. Em relação aos locais A, B e D observa-se que em todas as estações apresentaram ICUSs, com

maior intensidade no verão, sendo que o local D obteve a maior ICUS (4,8 °C) (Figura 7), nesses locais o inverno foi a estação com as menores intensidades das ICUS, os menores valores de NDVI foram observados nesses locais. O local C, por ser constituído de área verde com mata ciliar, com elevado NDVI e estar localizado em fundo de vale, o que desfavorece a absorção da radiação solar durante todo o dia, principalmente durante a manhã (horário de passagem do satélite Landsat 8) apresentou somente IFUS, com maior intensidade no verão (-2,4 °C). O local E obteve as maiores IFUS, chegando a -3,4 °C no inverno e -3 °C no verão, diferentemente das outras áreas, o local E, na primavera, apresentou mudança no seu padrão térmico, deixando de ser IFUS para se tornar ICUS, não obstante obteve a maior intensidade entre os locais (5,5 °C). Esse local era vegetado por eucaliptos, entretanto foram retirados na primavera, deixando o solo exposto, mudando substancialmente o NDVI, passando de 0,73 para 0,3. Confirmando o efeito das áreas verdes na temperatura de superfície e consequentemente na intensidade da ICUS/IFUS.

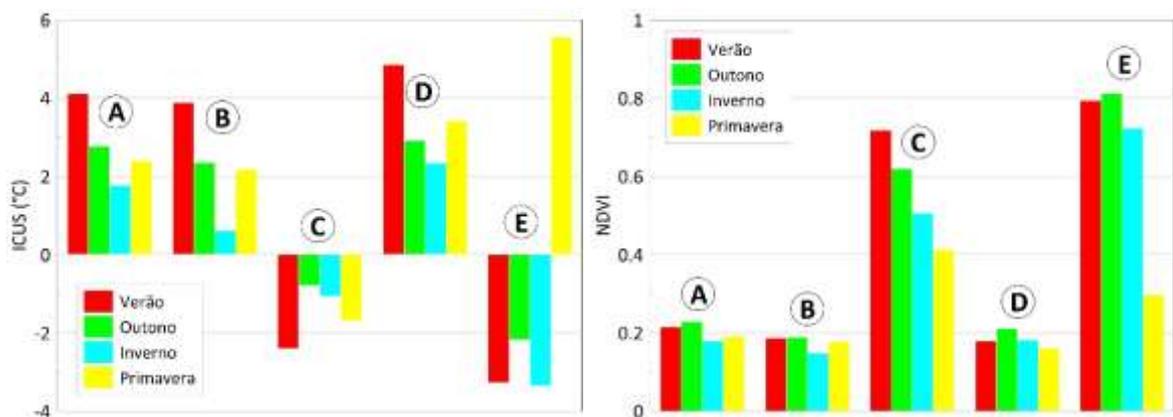


Figura 7. Variabilidade das ilhas de calor urbanas de superfície e NDVI nos locais A, B, C, D e E, durante o verão, outono, inverno e primavera.

4.3 Relação entre ICUS, IU, NDVI, NDWI e IPT

Para descobrir a correlação entre a ICUS e as variáveis naturais e antrópicas calculou-se o coeficiente de correlação de Pearson. Um total de 1000 amostras foram selecionadas aleatoriamente para investigar a relação entre ICUS e altitude, IU, NDVI, NDWI e IPT durante as estações do ano.

Os resultados das análises de correlação estão resumidos na tabela 4 e figura 8. Observa-se que a correlação entre a ICUS e as variáveis possuem um fator sazonal, as maiores variações ocorreram na relação entre a variável ICUS e a IU e o NDWI, variação de 0,55 e 0,23 nos coeficientes, respectivamente. A variação sazonal pode ocasionar uma relação inversa, numa estação pode apresentar correlação positiva e em outra correlação negativa. Haashemi et al.,

(2016) observaram que a relação da NLST (Temperatura de superfície normalizada) e as variáveis FVC (Fator de visão do céu), albedo, IS (Superfície impermeabilizada) e altitude apresentaram correlações positivas e negativas dependendo da estação do ano e do horário. Essa mudança no sentido das correlações significativas ($p\text{-value}<0,05$) não foi observada nesse estudo, isso porque nem sempre as variáveis utilizadas em uma determinada pesquisa possuem o mesmo padrão com as ICUSs em outro estudo, as configurações locais do sítio urbano e área rural criam um sistema complexo, variando seus padrões no espaço e no tempo.

O coeficiente de correlação da ICUS com a altitude foi de 0,08 no outono, denotando baixa correlação, entretanto, o $p\text{-value}$ ficou abaixo do nível de significância de 0,05. É necessária muita cautela na interpretação do $p\text{-value}$, dado que essa medida é bastante influenciada pelo tamanho da amostra. Amostras grandes tendem a produzir $p\text{-values}$ pequenos, ainda que o efeito observado não tenha grande importância prática (ALTMAN; BLAND, 1995). A altitude é um fator geográfico importante na variação da temperatura do ar, entretanto, não se observou a mesma relação com a variação da ICUS (Tabela 4) que se trata de um fenômeno de superfície. Conforme (LI et al., 2010) essa relação poderia ocorrer devido a variação da emissividade atmosférica que ocorre com a variação da altitude, que influencia diretamente na radiação que chega na superfície, porém, as diferenças de altitude na área urbana não foram expressivas em escala atmosférica suficientes para se verificar uma correlação significativa.

Estudo realizado em Ljutomer (Eslovênia) por Ivajnsič et al., (2014) constatou relação ligeiramente positiva entre a temperatura média do ar e o IPT, o que significa que as áreas convexas são um pouco mais quentes que as áreas côncavas da cidade. Em São Carlos, assim como a altitude, o TPI não apresentou correlação significativa em qualquer estação. Portanto, ainda que a temperatura do ar e a temperatura da superfície e a ilha de calor e a ilha de calor urbana de superfície estejam diretamente relacionadas, as correlações da altitude e IPT não se estenderam aos outros fenômenos.

O NDWI apresentou correlação positiva e significativa com a ICUS em todas as estações do ano, a maior correlação foi observada no verão e outono (0,82 e 0,83) (Tabela 4 e Figura 8), resultado que é destoante de Deilami et al., (2016), Lee et al., (2011) e Tyubee et al., (2015) que constataram associação negativa da ICUS e da temperatura de superfície com o NDWI e Bala et al., (2018) que não observou correlação significativa.

As áreas verdes desempenham um papel importante no balanço de radiação, sendo o NDVI o índice mais utilizado para diagnosticar a condição da vegetação, sua relação com a LST e ICUS já foi observada em vários estudos. Correlação negativa é o resultado mais observado (BUYANTUYEV; WU, 2010; CHEN; ZHANG, 2017; FLORES R.; PEREIRA FILHO; KARAM, 2016) corroborando os resultados obtidos nessa pesquisa, com correlações

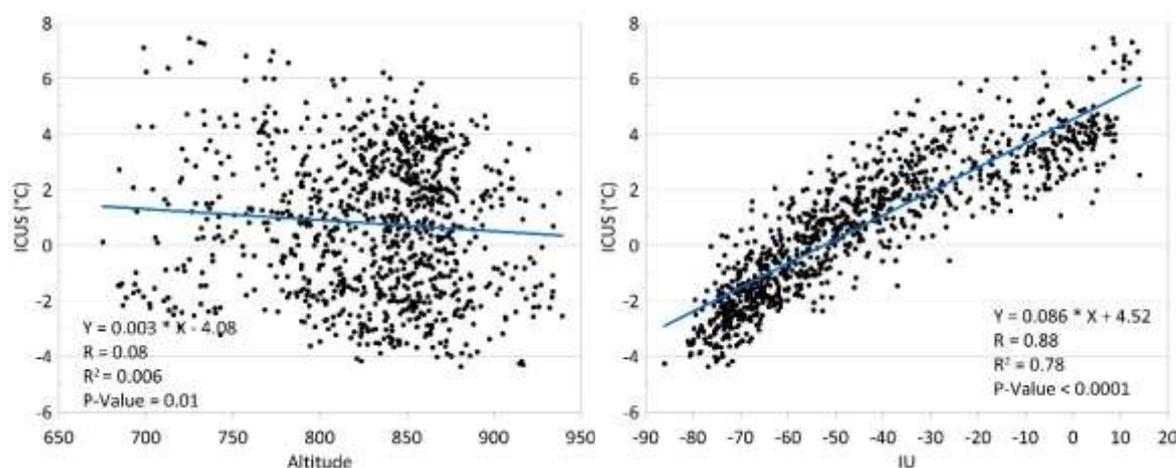
negativas em todas as estações do ano, sendo mais significativa no verão (Figura 8), mas é possível notar resultados diferentes, como Lee et al., (2011) que observaram relação negativa entre a LST e o NDVI quando o NDVI era maior que zero e relação positiva quando o NDVI era menor que zero. Alves (2016a) verificou resultado semelhante, constatando que NDVI no valor 0,2 era um divisor da relação positiva e negativa com a LST, até este valor, a relação era positiva, ou seja, quanto maior o valor do NDVI maior a LST, enquanto que NDVI maior que 0,2 a relação era negativa. Rasul et al., (2016) observaram relações negativas no outono e na primavera, entretanto, positiva no inverno e correlação não significativa no verão. Enquanto que no estudo de Sun e Kafatos (2007) as correlações entre NDVI e LST foram geralmente positivas no inverno e início da primavera, no entanto, no verão e outono a relação NDVI-LST foi negativa. Já (BALA et al., 2018) não identificou correlação significativa.

Todas as estações obtiveram correlações significativas com a IU, NDVI e NDWI (Tabela 4). O verão foi a estação com as correlações mais elevadas (Tabela 4 e Figura 8), ou seja, o efeito da variável artificial (IU) e das variáveis naturais (NDVI e NDWI) foi mais acentuado nessa estação, por causa, provavelmente, dos maiores contrastes entre o urbano e o rural.

Tabela 4. Coeficiente de correlação de Pearson entre ICUS e altitude, IU, NDVI, NDWI, e IPT em diferentes estações do ano.

	Verão	Outono	Inverno	Primavera	Variação
	ICUS	ICUS	ICUS	ICUS	ICUS
Altitude	-0,08	0,08*	-0,10	0,01	-0,18
IU	0,88*	0,69*	0,35*	0,33*	0,55
NDVI	-0,85*	-0,84*	-0,69*	-0,73*	-0,12
NDWI	0,82*	0,83*	0,59*	0,67*	0,23
IPT	0,04	0,04	0,02	0,04	0,01

*p-value <0,05.



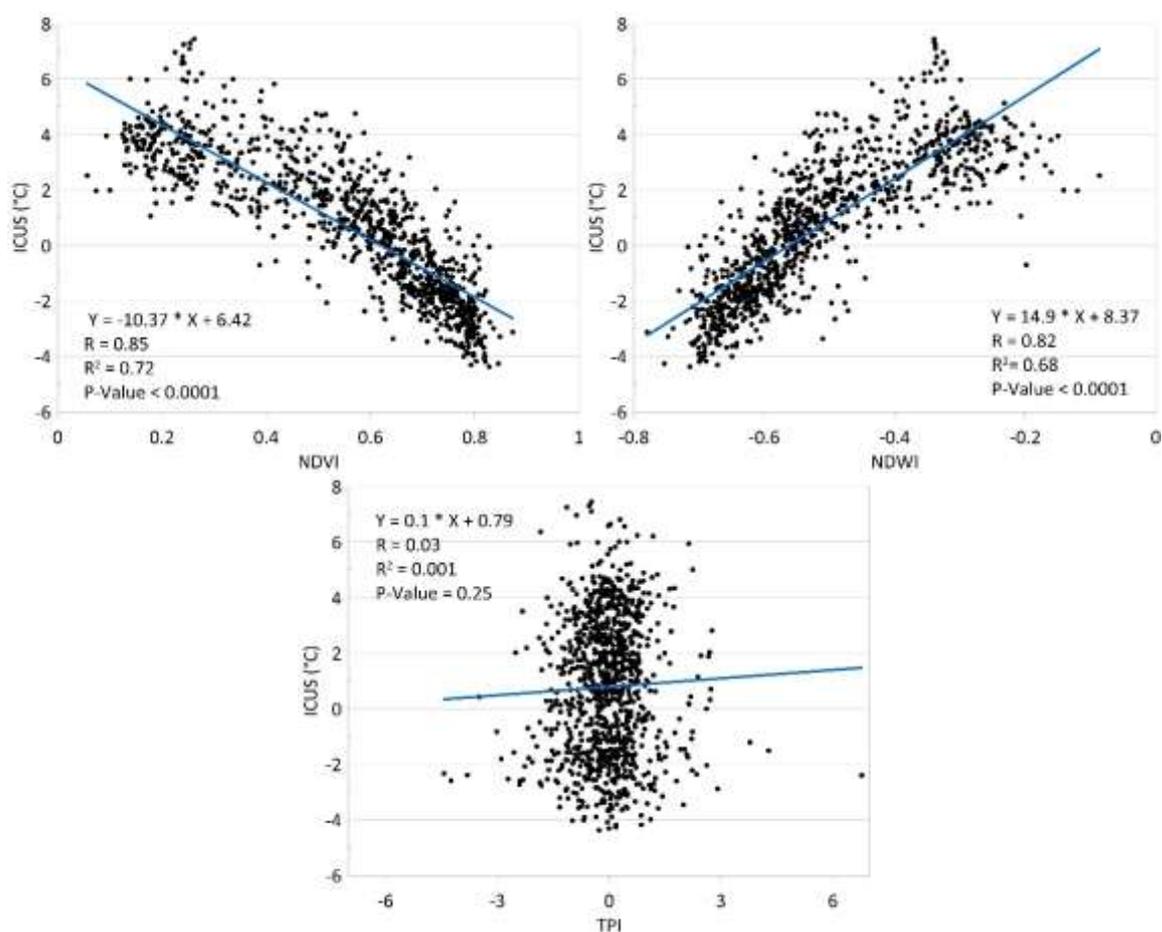


Figura 8. Diagramas de dispersão da ICUS versus Altitude, IU, NDVI, NDWI e TPI no verão.

4.4 Modelagem da ICUS utilizando os modelos GWR e MQO

O fator de inflação de variância (VIF) mede a redundância entre as variáveis explicativas (IVAJNŠIČ; KALIGARIČ; ŽIBERNA, 2014; LI et al., 2010; OLIVEIRA et al., 2014). Como regra geral, as variáveis explicativas com valores de VIF maiores que 7,5 devem ser removidas do modelo de regressão. Em todas estações do ano a variável NDWI teve que ser retirada e a variável IU foi retirada apenas no modelo estabelecido para o verão, ambas por apresentarem valor de VIF acima do indicado, as outras variáveis obtiveram VIF abaixo de 7,5 (Tabela 5). Todos os coeficientes do modelo MQO, exceto o TPI, foram estatisticamente significativos (p -value < 0,05). Por isso, o TPI não foi utilizado. Essa etapa inicial foi importante para otimizar o modelo MQO, estabelecendo as variáveis que contribuirão significativamente para explicar a variabilidade da ICUS.

Tabela 5. Características sazonais do modelo de regressão global (MQO).

	Estações	Constant	Altitude	IU	NDVI	NDWI	TPI
Coeff.	Verão	11.384	-0.006	-	-10.431	-	0.02
	Outono	4.496	-0.001	0.005	-4.876	-	-0.002

	Inverno	9.523	-0.007	-0.021	-9.924	-	0.036
	Primavera	8.101	-0.005	-0.024	-11.883	-	<.001
VIF	Verão	0	1.009	-	1.004	-	1.009
	Outono	0	1.091	2.51	2.597	-	1.009
	Inverno	0	1.025	1.932	1.951	-	1.009
	Primavera	0	1.039	1.811	1.849	-	1.01
<i>p-value</i>	Verão	<.001	<.001	-	<.001	-	0.653
	Outono	<.001	0.001	<.001	<.001	-	0.928
	Inverno	<.001	<.001	<.001	<.001	-	0.453
	Primavera	<.001	<.001	0	<.001	-	0.995

4.4.1 Autocorrelação espacial dos resíduos

O método de autocorrelação espacial, índice Moran (IM), pode ser usado para examinar se os resíduos do modelo GWR e MQO exibem ou não agregação espacial estatisticamente significativa. A autocorrelação é uma expressão da falta de independência entre pares de observações a distâncias estabelecidas, no tempo e no espaço (ZHAO et al., 2015).

Geralmente, a alta aleatoriedade dos resíduos simulados e a quantidade residual cumulativa indicaram melhor desempenho do modelo de regressão. A distribuição espacial dos resíduos simulados dos modelos GWR e MQO é mostrada na figura 9. O índice Moran dos resíduos do modelo GWR apresentou relações mais confiáveis em todas as estações do ano, reduzindo as autocorrelações espaciais dos resíduos (IM próximo a zero), enquanto que o modelo MQO obteve IM acima 0,2 sugerindo menor aleatoriedade dos padrões espaciais dos resíduos.

A comparação da autocorrelação dos resíduos dos modelos GWR e MQO, em diferentes campos de pesquisa, tem mostrado que o GWR minimiza a autocorreção dos resíduos, melhorando o modelo preditivo: (GAO et al., 2012) ao investigarem a relação entre o NDVI e fatores ambientais; (SZYMANOWSKI; KRYZA, 2012) ao analisarem modelos de regressão para ilha de calor urbana; (CHU, 2012) ao avaliar a relação entre a altitude e os extremos de precipitação em vários períodos de duração; (WANG et al., 2016) quando analisaram os fatores explicativos das inundações pluviais urbanas; (ACHARYA et al., 2018) ao modelar os fatores de risco da dengue. Embora (WANG; LEE; WILLIAMS, 2019) não tenham observado a necessidade de se utilizar o modelo GWR na análise dos padrões espaciais e sociais dos crimes violentos em Toronto.

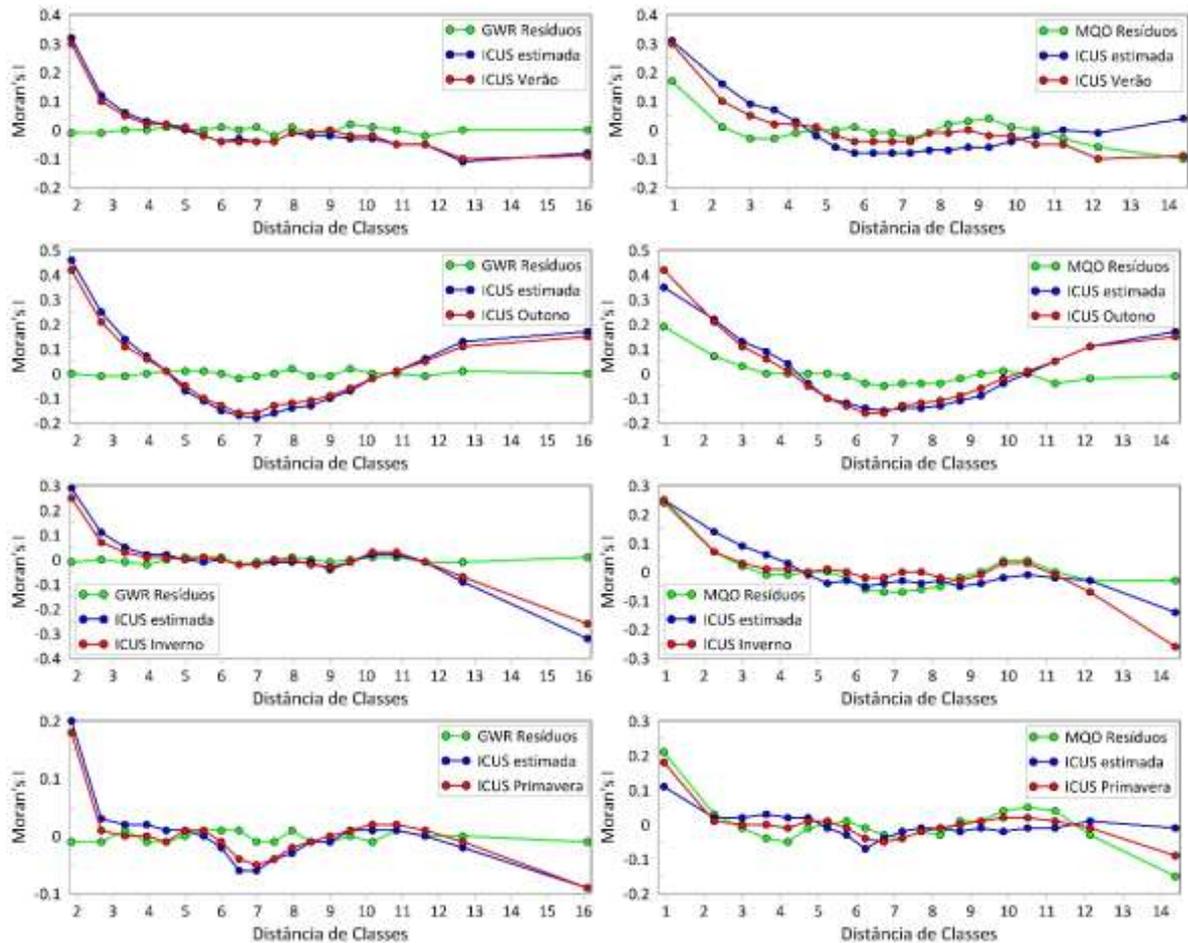


Figura 9. Variabilidade do índice Moran da ICUS estimada, observada e nos resíduos dos modelos GWR e MQO.

4.4.2 Comparação sazonal dos modelos GWR e MQO

Uma série de testes foi realizada para comparar o desempenho dos modelos GWR e MQO (Tabela 6). A comparação foi realizada analisando os valores de r^2 e AICc dos modelos. Além de usar o AICc para calcular uma distância de largura de banda ideal, o software SAM 4.0 calcula outro valor AICc que é usado para comparações entre diferentes modelos. Valores de r^2 mais elevados indicam maior capacidade do modelo de explicar mais variações da variável dependente como função das variáveis independentes. O AICc é um indicador da precisão e da complexidade do modelo, as diminuições no valor do AICc indicam que o modelo está mais próximo da realidade (AL-AHMADI; AL-AHMADI, 2013; BROWN et al., 2012; FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002; MENNIS, 2006).

Os parâmetros de diagnóstico mostram as diferenças de desempenho entre os modelos GWR e MQO (Tabela 6). Em todas as estações do ano os valores do r^2 do modelo GWR foram superiores ao modelo MQO: no inverno o valor de r^2 foi de 0,81 e 0,57 para os modelos GWR e MQO, respectivamente. O modelo GWR explicou 81% da variância da intensidade das ICUS,

que foi 24% maior que o desempenho do modelo MQO, que explicou 57% da variância, essa foi a maior variação do r^2 entre os modelos. Em termos de r^2 ajustado, o modelo GWR, com um valor de 0,78, também foi maior que modelo MQO, cujo valor foi de 0,56, ou seja, variação de 22%. Em contraste, o valor AICc do modelo GWR para o inverno foi de 2835, que foi inferior ao do modelo MQO com 3361; na primavera foi observada a segunda maior variação do r^2 , r^2 ajustado e AICc do modelo GWR com o MQO, com variação de 22% no r^2 e 19% no r^2 ajustado, e diferença de -467; nas estações de outono e verão a variação foi menor, entretanto, significativa.

O r^2 do modelo GWR variou de 0,81 (inverno e primavera) a 0,9 (verão) enquanto no modelo MQO a variação foi de 0,57 (inverno) a 0,79 (verão). Além disso, o índice Moran dos resíduos para o modelo MQO foram relativamente elevados indicando que eles são significativamente autocorrelacionados espacialmente ($p < 0,05$). Em contraste, o índice Moran para o modelo GWR foi baixo, próximo a zero, indicando que autocorrelações espaciais extremamente fracas ou inexistentes (Figura 9). Tanto os valores de r^2 e AICc, quanto as autocorrelações espaciais muito fracas dos resíduos estimados, demonstraram que o modelo GWR teve um desempenho muito superior ao modelo MQO. O GWR reduziu os erros das estimações individuais e suas autocorrelações espaciais, em comparação com o modelo MQO. Entretanto, ressalta-se que o *p-value* foi significativo em todos os casos para ambos os modelos.

Tabela 6. Comparação estatística dos modelos GWR e MQO.

Estatísticas	Verão		Outono		Inverno		Primavera	
	GWR	MQO	GWR	MQO	GWR	MQO	GWR	MQO
Akaike Information Criterion (AICc)	2648	3092	1597	2053	2835	3361	2941	3408
Coeficiente de correlação	0,95	0,89	0,93	0,84	0,9	0,75	0,9	0,77
Coeficiente de determinação (r^2)	0,9	0,79	0,86	0,71	0,81	0,57	0,81	0,59
Coeficiente de determinação ajustado (r^2)	0,88	0,79	0,84	0,71	0,78	0,56	0,78	0,59
F (r^2):	59	752	41	485	28	259	28	289
p-value (r^2):	0	<0,001	0	0	0	0	<0,001	<0,001

Nesse estudo, os resíduos dos modelos de regressão são as discrepâncias entre os valores de ICUS observados e os valores de ICUS estimados, quanto maior o resíduo maior é a discrepância. Resíduos positivos indicam que o modelo subestima a ICUS e resíduos negativos indicam superestimação. A variabilidade espacial e sazonal dos resíduos do modelo GWR e MQO pode ser observada na figura 10. Nota-se que os resíduos denotam tanto superestimação como subestimação, em todas as estações o modelo GWR gerou resíduos menores que os do modelo MQO. Embora no outono os resíduos, em ambos os modelos, apresentaram padrões e intensidades ligeiramente semelhantes, no verão, inverno e primavera o modelo MQO gerou

resíduos elevados ($-3,7\text{ }^{\circ}\text{C}$ e $4,4\text{ }^{\circ}\text{C}$) enquanto os resíduos do GWR ficaram próximo de zero, com $2,5\text{ }^{\circ}\text{C}$ em locais aleatórios.

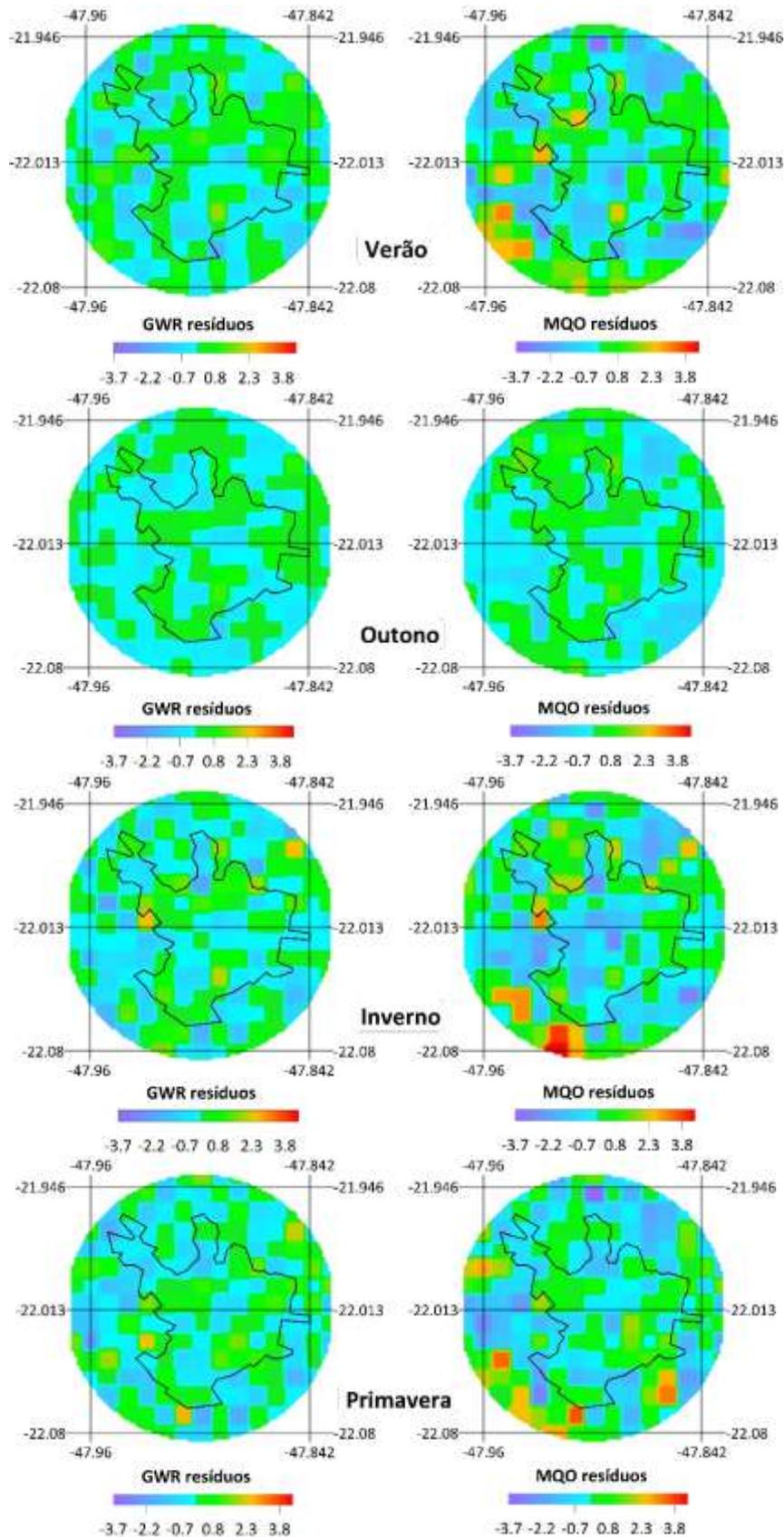


Figura 10. Resíduos dos modelos GWR e MQO da ICUS no verão, outono, inverno e primavera.

4.4.2.1 Características da modelagem da ICUS usando o modelo GWR

4.4.2.1.1 Coeficiente local de determinação (r^2)

Os coeficientes de determinação da tabela 6 referem-se à capacidade dos modelos GWR e MQO em explicar a variabilidade da ICUS, enquanto que a figura 11 mostra a frequência dos coeficientes locais de determinação em classes e a figura 12 o conjunto dos r^2 locais do modelo GWR. O maior número de r^2 locais acima de 0,8 foi notabilizado no verão, enquanto que o maior conjunto de dados com r^2 abaixo de 0,6 foi observado no inverno, essas variações locais refletiram no r^2 geral do modelo GWR, conforme tabela 6. Contudo, observa-se que as maiores frequências (Figura 11) e o maior conjunto de observações (Figura 12) dos coeficientes de determinação foram com valores elevados. Essas variações dos r^2 locais denotam a característica espacial intrínseca do fenômeno ICUS, assim como a variabilidade sazonal oriunda, neste caso, principalmente do NDVI e NDWI que possuem variação interanual significativa, devido a distribuição pluviométrica em São Carlos.

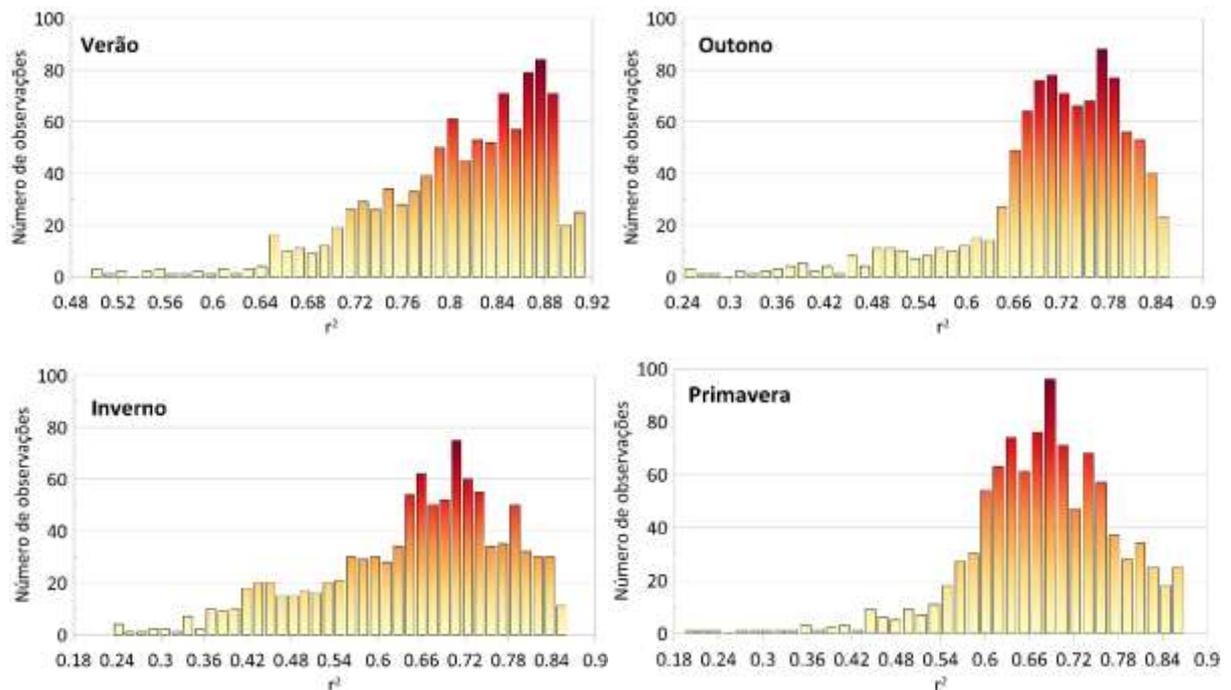


Figura 11. Histogramas dos coeficientes locais de determinação do modelo GWR.

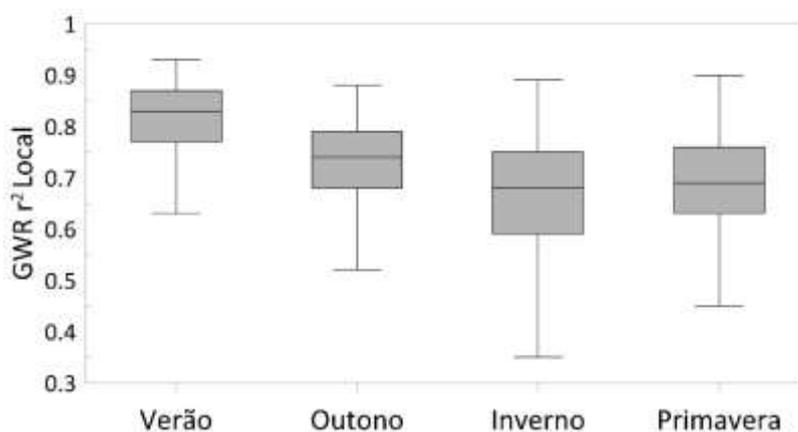


Figura 12. *Bloxplot* dos coeficientes locais de determinação do modelo GWR.

5 CONCLUSÃO

O processo de urbanização gerou cidades com tipos de uso e ocupação do solo de acordo com a configuração espacial, política, econômica e social da região que elas se inserem. Entretanto, as cidades desenvolveram uma característica comum - a ilha de calor urbana de superfície, que é um fenômeno que modifica o balanço de energia e influi diretamente no clima das cidades, ocasionando mudanças climáticas em escala local.

Nesse estudo, uma regressão global (MQO) e uma geograficamente ponderada (GWR) foram utilizadas para investigar as variações sazonais das associações espaciais não-estacionárias entre a ilha de calor urbana de superfície (ICUS) e variáveis naturais e antrópicas, assim estratégias locais para a diminuição da intensidade das ICUS podem ser formuladas para melhorar a qualidade de vida na área urbana de São Carlos.

Os principais resultados podem ser resumidos da seguinte forma:

(1) Na cidade de São Carlos houve predominância de ICUS em detrimento da IFUS (Ilha de Frescor Urbana de Superfície), a ICUS, em média, ocupou 86% da área urbana, enquanto as IFUS, apenas 14%, essa constatação confirma a necessidade de um planejamento urbano que leve em conta o microclima como um fator indissociável. A maior parte das IFUS estão localizadas próximas aos cursos de água, parques, vertentes inclinadas e fundos de vale, revelando o efeito de áreas verdes e do relevo na intensidade da ICUS.

(2) As associações entre a ICUS e todas as 5 variáveis independentes (Altitude, IU, NDVI, NDWI e TPI) apresentam variações sazonais significativas, relações lineares foram observadas para as variáveis NDVI, NDWI e IU, entretanto, a variável NDWI não foi utilizada no modelo MQO porque apresentou VIF maior que 7,5 denotando autocorrelação com as variáveis independentes e o IU não foi utilizado no verão pelo mesmo motivo.

(3) o modelo MQO gerou coeficientes de terminação (r^2) inferiores e resíduos superiores ao modelo GWR, enquanto que o índice Moran do GWR ficou próximo de zero, sugerindo baixa autocorrelação espacial dos resíduos e melhor desempenho.

Existem várias limitações que merecem ser discutidas. Em primeiro lugar, esse estudo não incluiu nos modelos variáveis relacionadas às funções urbanas devido à falta de dados. O clima urbano é um produto integrado da complexa interatividade da forma urbana e da função urbana com a atmosfera suprajacente. Por isso, é importante, também, abranger a função urbana, como a emissão de calor industrial e antropogênico na modelagem.

Em terceiro lugar, apesar da frequência constante de amostragem de dados dos sensores de satélite, no caso o Landsat 8, os períodos em que há grande nebulosidade impedem uma análise espaço-temporal do ambiente térmico urbano mais aprofundada, além disso o satélite Landsat 8 passa na área de estudo, normalmente, às 10h da manhã, impossibilitando análise intra-diária.

A influência da escala regional na escala local - cidade de São Carlos, também não é explicitamente explorada. Em futuros estudos, tanto a forma urbana como a função urbana serão integradas na modelagem. Além disso, indicadores mais detalhados sobre vegetação e estrutura de blocos do modelo GWR são necessários para se descobrir o mecanismo subjacente da associação espacial não-estacionária com a ICUS.

Contudo, a relação ICUS com a paisagem urbana possui grande variabilidade sazonal, portanto, é crucial que a mitigação da ICUS e a modelagem climática considerem tais efeitos sazonais. Geralmente, esse efeito sazonal é gerado através da variação sazonal da radiação solar e das propriedades biogeofísicas da paisagem. Por exemplo, árvores perenes são capazes de reduzir a exposição ao ar frio e ao vento, enquanto as árvores decíduas são incapazes de fazê-lo, em contrapartida, as árvores perenes, interceptam a radiação solar e impedem que ela chegue na superfície, diminuindo a temperatura de superfície e conseqüentemente a ICUS. Por isso, é importante que os planejadores urbanos considerem esse efeito sazonal para que a política de arborização seja eficaz. No Brasil não existe estudo sobre a ICUS utilizando o modelo GWR, portanto, essa pesquisa poderá servir como pressuposto metodológico a ser aplicado em outras cidades brasileiras.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao IF Goiano – Campus Ceres pela concessão da Liberação e afastamento para realização da pesquisa de Pós-Doutorado no Departamento de Geografia da Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo.

REFERÊNCIAS

ABREU-HARBICH, L. V.; LABAKI, L. C.; MATZARAKIS, A. Thermal bioclimate in idealized urban street canyons in Campinas, Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, 25 abr. 2013.

ACHARYA, B. K. et al. Modeling the spatially varying risk factors of dengue fever in Jhapa district , Nepal , using the semi-parametric geographically weighted regression model. **International Journal of Biometeorology**, v. 62, p. 1973–1986, 2018.

AL-AHMADI, K.; AL-AHMADI, S. Rainfall-Altitude Relationship in Saudi Arabia. **Advances in Meteorology**, v. 2013, p. 1–14, 2013.

ALCOFORADO, M.-J. et al. A ilha de calor em Lisboa. Aquisição de dados e primeiros resultados estatísticos para aplicação ao ordenamento urbano. In: **Geophilia - o sentir e os sentidos da Geografia Homenagem a Jorge Gaspar**. [s.l: s.n.]. p. 593–612.

ALCOFORADO, M.-J. et al. Application of climatic guidelines to urban planning. **Landscape and Urban Planning**, v. 90, n. 1–2, p. 56–65, 2009.

ALI-TOUDERT, F. et al. Outdoor thermal comfort in the old desert city of Beni-Isguen, Algeria. **Climate Research**, v. 28, n. 1993, p. 243–256, 2005.

ALTMAN, D. G.; BLAND, J. M. Absence of evidence is not evidence of absence. **British Medical Journal**, v. 311, p. 485–485, 1995.

ALVES, E. Seasonal and Spatial Variation of Surface Urban Heat Island Intensity in a Small Urban Agglomerate in Brazil. **Climate**, v. 4, n. 4, p. 61, 10 dez. 2016a.

ALVES, E.; ANJOS, M.; LOPES, A. Multitemporalidade das anomalias da temperatura de superfície: o caso da cidade de Iporá, Brasil. **GOT - Journal of Geography and Spatial Planning**, n. 12, p. 5–21, 30 dez. 2017.

ALVES, E. D. L. Influência das variáveis naturais e antrópicas nos padrões da temperatura de superfície: análise por meio de regressão linear múltipla. **RA'E GA**, v. 38, p. 343–362, 2016b.

ALVES, E. D. L. Quantifying the effect of waterways and green areas on the surface temperature. **Acta Scientiarum. Technology**, v. 39, n. 1, p. 89–96, 2017a.

ALVES, E. D. L. Ilha de calor urbana em cidade de pequeno porte e a influência de variáveis

- geourbanas. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 20, n. 13, p. 97–116, 2017b.
- ALVES, E. D. L.; BIUDES, M. S. Análise da temperatura do ar e da umidade relativa: estudo de microclimas. **Interthesis**, v. 9, n. 2, p. 139–156, 2012.
- ALVES, E. D. L.; BIUDES, M. S. Method for determining the footprint area of air temperature and relative humidity. **Acta Scientiarum. Technology**, v. 35, n. 2, p. 187–194, 18 abr. 2013.
- ALVES, E.; LOPES, A. The Urban Heat Island Effect and the Role of Vegetation to Address the Negative Impacts of Local Climate Changes in a Small Brazilian City. **Atmosphere**, v. 8, n. 2, p. 18, 9 fev. 2017.
- AMORIM, M. C. DE C. T.; CARDOSO, R. DOS S. Modelagem espacial da ilha de calor urbana em Presidente Prudente (SP) - Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 16, n. 11, p. 29–45, 2015.
- AMORIM, M. C. DE C. T.; DUBREUIL, V.; CARDOSO, R. DOS S. Modelagem espacial da ilha de calor urbana em Presidente Prudente (SP) - Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 16, n. 11, p. 29–45, 2015.
- AMORIM, M. C. DE C. T.; JUNIOR, J. C. U. Os climas das cidades e as relações Sociedade/Natureza. **Revista da ANPEGE**, v. 12, n. 19, p. 252–278, 2016.
- ANJOS, M. et al. Rede climatológica urbana aplicada ao estudo da ilha de calor em Aracaju-SE. **Caminhos de Geografia**, v. 18, n. 63, p. 203–216, 2017.
- ARTIS, D. A.; CARNAHAN, W. H. Survey of emissivity variability in thermography of urban areas. **Remote Sensing of Environment**, v. 12, n. 4, p. 313–329, set. 1982.
- BALA, R. et al. **A comparative study of land surface temperature with different indices on heterogeneous land cover using Landsat 8 data**. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. **Anais...Dehradun: 2018**
- BARBOSA, R. V. R. **Estudo do campo térmico urbano de São Carlos (SP): análise da intensidade da ilha de calor urbano em episódio climático de verão**. [s.l.] Universidade de São Paulo, 2009.
- BARBOSA, R. V. R.; VECCHIA, F. Estudos de ilha de calor urbana por meio de imagens do Landsat 7 ETM + : estudo de caso em São Carlos (SP). **Minerva**, v. 6, n. 3, p. 273–278, 1996.
- BECERRA, J. A. B.; SHIMABUKURO, Y. E.; ALVALÁ, R. C. DOS S. Relação do padrão sazonal da vegetação com a precipitação na região de cerrado da Amazônia Legal, usando

índices espectrais de vegetação. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 24, n. 2, p. 125–134, jun. 2009.

BERE, T.; TUNDISI, J. G. Epipsammic diatoms in streams influenced by urban pollution, São Carlos, SP, Brazil. **Brazilian journal of biology = Revista brasleira de biologia**, v. 70, n. 4, p. 920–30, nov. 2010.

BERNATZKY, A. The contribution of trees and green spaces to a town climate. **Energy and Buildings**, v. 5, n. 1, p. 1–10, set. 1982.

BORTOLUCCI, M. A. P. DE C. E S. **Moradias urbanas construídas em São Carlos no período cafeeiro**. [s.l.] Universidade de São paulo, 1991.

BROWN, S. et al. Assessment of Spatiotemporal Varying Relationships Between Rainfall, Land Cover and Surface Water Area Using Geographically Weighted Regression. **Environmental Modeling & Assessment**, v. 17, n. 3, p. 241–254, 11 jun. 2012.

BRUNSDON, C.; FOTHERINGHAM, A. S.; CHARLTON, M. E. Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity. **Geographical Analysis**, v. 28, n. 4, p. 281–298, 3 set. 2010.

BUYANTUYEV, A.; WU, J. Urban heat islands and landscape heterogeneity: Linking spatiotemporal variations in surface temperatures to land-cover and socioeconomic patterns. **Landscape Ecology**, v. 25, n. 1, p. 17–33, 2010.

CAO, X. et al. Quantifying the cool island intensity of urban parks using ASTER and IKONOS data. **Landscape and Urban Planning**, v. 96, n. 4, p. 224–231, jun. 2010.

CARFAN, A. C.; GALVANI, E.; NERY, J. T. Study of the microclimate effect in the urban vertical structure in Ourinhos, São Paulo State. **Acta Scientiarum. Technology**, v. 34, n. 3, p. 313–320, 2012.

CHEN, X.; ZHANG, Y. Impacts of urban surface characteristics on spatiotemporal pattern of land surface temperature in Kunming of China. **Sustainable Cities and Society**, v. 32, p. 87–99, jul. 2017.

CHEVAL, S.; DUMITRESCU, A. The summer surface urban heat island of Bucharest (Romania) retrieved from MODIS images. **Theoretical and Applied Climatology**, p. 631–640, 2014.

CHU, H.-J. Assessing the relationships between elevation and extreme precipitation with various durations in southern Taiwan using spatial regression models. **Hydrological Processes**, v. 26, n. 21, p. 3174–3181, 15 out. 2012.

COSEO, P.; LARSEN, L. How factors of land use/land cover, building configuration, and adjacent heat sources and sinks explain Urban Heat Islands in Chicago. **Landscape and Urban Planning**, v. 125, p. 117–129, 2014.

COUTTS, A. M.; BERINGER, J.; TAPPER, N. J. Characteristics influencing the variability of urban CO₂ fluxes in Melbourne, Australia. **Atmospheric Environment**, v. 41, n. 1, p. 51–62, jan. 2007.

DEBBAGE, N.; SHEPHERD, J. M. The urban heat island effect and city contiguity. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 54, p. 181–194, nov. 2015.

DEILAMI, K.; KAMRUZZAMAN, M.; HAYES, J. Correlation or Causality between Land Cover Patterns and the Urban Heat Island Effect? Evidence from Brisbane, Australia. **Remote Sensing**, v. 8, n. 9, p. 716, 2016.

DUTILLEUL, P.; LEGENDRE, P. Spatial Heterogeneity against Heteroscedasticity: An Ecological Paradigm versus a Statistical Concept. **Oikos**, v. 66, n. 1, p. 152, jan. 1993.

EMBRAPA. **Banco de Dados Climáticos do Brasil**. Disponível em: <<https://www.cnpem.br/projetos/bdclima/balanco/resultados/sp/451/balanco.html>>. Acesso em: 17 jan. 2019.

FLORES R., J. L.; PEREIRA FILHO, A. J.; KARAM, H. A. Estimation of long term low resolution surface urban heat island intensities for tropical cities using MODIS remote sensing data. **Urban Climate**, v. 17, p. 32–66, set. 2016.

FOODY, G. M. Geographical weighting as a further refinement to regression modelling: An example focused on the NDVI-rainfall relationship. **Remote Sensing of Environment**, v. 88, n. 3, p. 283–293, 2003.

FOTHERINGHAM, A. S.; BRUNSDON, C.; CHARLTON, M. **Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships**. [s.l.: s.n.].

GABRIEL, K. M. A.; ENDLICHER, W. R. Urban and rural mortality rates during heat waves in Berlin and Brandenburg, Germany. **Environmental pollution**, v. 159, n. 8–9, p. 2044–2050, 2011.

GAO, J. et al. Investigating spatial variation in the relationships between NDVI and environmental factors at multi-scales: a case study of Guizhou Karst Plateau, China. **International Journal of Remote Sensing**, v. 33, n. 7, p. 2112–2129, 10 abr. 2012.

GARTLAND, L. **Heat Islands: Understanding and Mitigating Heat in Urban Areas**. London: Routledge, 2012.

GÉMES, O.; TOBAK, Z.; LEEUWEN, B. VAN. Satellite Based Analysis of Surface Urban Heat Island Intensity. **Journal of Environmental Geography**, v. 9, n. 1–2, p. 23–30, 1 jan. 2016.

HAASHEMI, S. et al. Seasonal Variations of the Surface Urban Heat Island in a Semi-Arid City. **Remote Sensing**, v. 8, n. 4, p. 352, 2016.

IBGE. **Panorama**. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sp/sao-carlos/panorama>>. Acesso em: 1 fev. 2019.

ISAYA NDOSSI, M.; AVDAN, U. Application of Open Source Coding Technologies in the Production of Land Surface Temperature (LST) Maps from Landsat: A PyQGIS Plugin. **Remote Sensing**, v. 8, n. 5, p. 1–31, 13 maio 2016.

IVAJNŠIČ, D.; KALIGARIČ, M.; ŽIBERNA, I. Geographically weighted regression of the urban heat island of a small city. **Applied Geography**, v. 53, p. 341–353, 2014.

JAUREGUI, E. Influence of a large urban park on temperature and convective precipitation in a tropical city. **Energy and Buildings**, v. 15, n. 3–4, p. 457–463, jan. 1990.

KANG, L. et al. Use of Geographically Weighted Regression Model for Exploring Spatial Patterns and Local Factors Behind NDVI-Precipitation Correlation. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 7, n. 11, p. 4530–4538, nov. 2014.

KAWAMURA, M.; JAYAMANNA, S.; TSUJIKO, Y. Relation Between Social and Environmental Conditions in Colombo, Sri Lanka and the Urban Index Estimated by Satellite Remote Sensing Data. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. XXXI, n. B7, p. 321–326, 1996.

KUMARI, M. et al. Geographically weighted regression based quantification of rainfall-topography relationship and rainfall gradient in Central Himalayas. **International Journal of Climatology**, n. November, 2016.

LAZZARINI, M.; MARPU, P. R.; GHEDIRA, H. Remote Sensing of Environment Temperature-land cover interactions : The inversion of urban heat island phenomenon in desert city areas. **Remote Sensing of Environment**, v. 130, p. 136–152, 2013.

LEE, L. et al. **Use of Landsat TM/ETM+ Data to Analyze Urban Heat Island and Its Relationship with Land Use/Cover Change**. 2011 International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering. **Anais...**2011.

LI, S. et al. Investigating spatial non-stationary and scale-dependent relationships between urban surface temperature and environmental factors using geographically weighted regression. **Environmental Modelling and Software**, v. 25, n. 12, p. 1789–1800, 2010.

LI, S.; MO, H.; DAI, Y. Spatio-temporal Pattern of Urban Cool Island Intensity and Its Eco-environmental Response in Chang-Zhu-Tan Urban Agglomeration. **Communications in Information Science and Management Engineering**, v. 1, n. 9, p. 1–6, 2011.

LOMBARDO, M. A. **Ilhas de Calor nas Metr p les: o exemplo de S o Paulo**. S o Paulo: HUCITEC, 1985.

LOPES, A. Drenagem e acumula o de ar frio em noites de arrefecimento radiativo. Um exemplo no vale de Barcarena (Oeiras). **Finisterra**, v. 30, n. 59–60, p. 149–164, 1995.

LOPES, A. et al. Lisbon Urban Heat Island Updated: New Highlights about the Relationships between Thermal Patterns and Wind Regimes. **Advances in Meteorology**, v. 2013, p. 1–11, 2013.

LUCENA, A. J. DE. Notas Conceituais e Metodol gicas em Clima Urbano e Ilhas de Calor. **Revista Continentes**, v. 2, n. 2, p. 28–59, 2013.

LUO, X.; PENG, Y. Scale Effects of the Relationships between Urban Heat Islands and Impact Factors Based on a Geographically-Weighted Regression Model. **Remote Sensing**, v. 8, n. 9, p. 760, 15 set. 2016.

MA, Y.; KUANG, Y.; HUANG, N. Coupling urbanization analyses for studying urban thermal environment and its interplay with biophysical parameters based on TM/ETM+ imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 12, n. 2, p. 110–118, 2010.

MENDON A, F.; DUBREUIL, V. Termografia de superf cie e temperatura do ar na RMC (Regi o Metropolitana de Curitiba/PR). **Raega - O Espa o Geogr fico em An lise**, v. 9, n. 9, p. 25–35, 29 nov. 2005.

MENNIS, J. Mapping the Results of Geographically Weighted Regression. **The Cartographic Journal**, v. 43, n. 2, p. 171–179, 18 jul. 2006.

MIHALAKAKOU, G. et al. Application of Neural Networks to the Simulation of the Heat Island over Athens, Greece, Using Synoptic Types as a Predictor. **Journal of Applied Meteorology**, v. 41, n. 5, p. 519–527, maio 2002.

MINAKI, C.; AMORIM, M. C. DE C. T. Análise da temperatura e da umidade relativa do ar na primavera-verão em Araçatuba/SP. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 13, p. 236–247, 8 jun. 2014.

MONTEIRO, C. A. DE F. **A Dinâmica climática e as chuvas no Estado de São Paulo : estudo geográfico sob forma de atlas**. São Paulo: Instituto de Geografia, 1973.

MONTEIRO, C. A. DE F. **Teoria e Clima Urbano**. [s.l.] Universidade de São paulo, 1976.

NEVES, G. Z. DE F. et al. **Variabilidade e mudanças climáticas: análise da tendência da precipitação na estação climatológica do CRHEA/USP em Itirapina-SP**. XII Simpósio Brasileiro de Climatologia Geográfica. **Anais...**Goiânia: Gráfica UFG, 2016Disponível em: <[http://www.abclima.ggf.br/sbcg2016/anais/arquivos/eixo_6/trabalho\(34\).pdf](http://www.abclima.ggf.br/sbcg2016/anais/arquivos/eixo_6/trabalho(34).pdf)>

NICHOL, J. E.; J.E, N.; NICHOL, J. E. Visualisation of urban surface temperatures derived from satellite images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, n. 9, p. 1639–1649, 1998.

OKE. City size and the urban heat island. **Atmospheric Environment**, v. 7, n. 8, p. 769–779, ago. 1973.

OKE, T. R. Canyon geometry and the nocturnal urban heat island: Comparison of scale model and field observations. **Journal of Climatology**, v. 1, n. 3, p. 237–254, 18 jul. 1981.

OLIVEIRA, S. et al. Exploring the spatial patterns of fire density in Southern Europe using Geographically Weighted Regression. **Applied Geography**, v. 51, p. 143–157, jul. 2014.

OLIVEIRA, S.; ANDRADE, H.; VAZ, T. The cooling effect of green spaces as a contribution to the mitigation of urban heat: A case study in Lisbon. **Building and Environment**, v. 46, n. 11, p. 2186–2194, nov. 2011.

PASZYNSKI, J. Mapping urban topoclimates. **Energy and Buildings**, v. 16, n. 3–4, p. 1059–1062, 1991.

PEREIRA, G. H. DE A.; LOHMANN, M.; MAGANHOTTO, R. F. Proposta e avaliação de

índices para delimitar e mapear corpos d'água utilizando imagens do satélite LANDSAT 8. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 6, p. 1956–1968, 2016.

RANGEL, T. F.; DINIZ-FILHO, J. A. F.; BINI, L. M. SAM: a comprehensive application for Spatial Analysis in Macroecology. **Ecography**, v. 33, n. 1, p. 46–50, fev. 2010.

RASUL, A.; BALZTER, H.; SMITH, C. Spatial variation of the daytime Surface Urban Cool Island during the dry season in Erbil, Iraq. **Urban Climate**, v. 14, p. 176–186, 2015.

RASUL, A.; BALZTER, H.; SMITH, C. Diurnal and Seasonal Variation of Surface Urban Cool and Heat Islands in the Semi-Arid City of Erbil, Iraq. **Climate**, v. 4, n. 3, p. 1–16, 2016.

SAITOH, T. S.; SHIMADA, T.; HOSHI, H. Modeling and simulation of the Tokyo urban heat island. **Atmospheric Environment**, v. 30, n. 20, p. 3431–3442, out. 1996.

SINHA, S. et al. Remote Estimation of Land Surface Temperature for Different LULC Features of a Moist Deciduous Tropical Forest Region. In: [s.l.: s.n.]. p. 57–68.

SKOULIKA, F. et al. On the thermal characteristics and the mitigation potential of a medium size urban park in Athens, Greece. **Landscape and Urban Planning**, v. 123, p. 73–86, mar. 2014.

SOUCH, C.; GRIMMOND, S. Applied climatology: urban climate. **Progress in Physical Geography**, v. 30, n. 2, p. 270–279, 1 abr. 2006.

SOUZA, L. C. L. et al. Fator de visão do céu e intensidade de ilhas de calor na escala do pedestre. **Ambiente Construído**, v. 10, n. 4, p. 155–167, 2010.

STEWART, I. D.; OKE, T. R.; KRAYENHOFF, E. S. Evaluation of the “local climate zone” scheme using temperature observations and model simulations. **International Journal of Climatology**, v. 34, n. 4, p. 1062–1080, 18 mar. 2014.

SUN, D.; KAFATOS, M. Note on the NDVI-LST relationship and the use of temperature-related drought indices over North America. **Geophysical Research Letters**, v. 34, n. 24, p. L24406, 28 dez. 2007.

SZYMANOWSKI, M.; KRYZA, M. Local regression models for spatial interpolation of urban heat island—an example from Wrocław, SW Poland. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 108, n. 1–2, p. 53–71, 7 abr. 2012.

TAN, J. et al. The urban heat island and its impact on heat waves and human health in Shanghai. **International journal of biometeorology**, v. 54, n. 1, p. 75–84, jan. 2010.

TAN, M.; LI, X. Quantifying the effects of settlement size on urban heat islands in fairly uniform geographic areas. **Habitat International**, v. 49, p. 100–106, out. 2015.

TARIFA, J. R.; AZEVEDO, T. R. DE. **Os climas na cidade de São Paulo: teoria e prática**. São Paulo: GEOUSP - Coleção Novos Caminhos 4, 2001.

TOROK, S. J. et al. Urban heat island features of southeast Australian Towns. **Australian Meteorological Magazine**, v. 50, p. 1–13, 2001.

TRENTIN, R.; ROBAINA, L. E. DE S.; BARATTO, D. DA S. Análise de elementos do relevo através do Topographic Position Index (TPI) da bacia hidrográfica do arroio Puitã – Oeste do Rio Grande do Sul/Brasil. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 31, p. 14–25, 2016.

TYUBEE, B. T.; ANYADIKE, R. N. C. **Investigating the Effect of Land Use / Land Cover on Urban Surface Temperature in Makurdi, Nigeria**. ICUC9 – 9th International Conference on urban Climate jointly with 12th symposium on the Urban Environment. **Anais...2015**.

UGEDA JUNIOR, J. C.; AMORIM, M. C. DE C. T. Clima urbano em Jales/SP: características da temperatura e da umidade relativa em episódios de inverno. **Revista Geográfica de América Central**, v. 2, n. 47E, p. 1–25, 2011.

UNGER, J.; SAVIĆ, S.; GÁL, T. Modelling of the Annual Mean Urban Heat Island Pattern for Planning of Representative Urban Climate Station Network. **Advances in Meteorology**, v. 2011, p. 1–9, 2011.

USGS. **Earth Explorer**. Disponível em: <<http://earthexplorer.usgs.gov/>>. Acesso em: 1 ago. 2016.

VOOGT, J. A.; OKE, T. R. Thermal remote sensing of urban climates. **Remote Sensing of Environment**, v. 86, n. 3, p. 370–384, 2003.

WANG, C. et al. Analyzing explanatory factors of urban pluvial floods in Shanghai using geographically weighted regression. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, n. November, 29 mar. 2016.

WANG, L.; LEE, G.; WILLIAMS, I. The Spatial and Social Patterning of Property and Violent Crime in Toronto Neighbourhoods : A Spatial-Quantitative Approach. **ISPRS Int. J. Geo-Inf.**, v. 8, n. 51, 2019.

WU, C.; LIU, G.; HUANG, C. Prediction of soil salinity in the Yellow River Delta using geographically weighted regression. **Archives of Agronomy and Soil Science**, v. 0, n. 0, p. 1–14, 7 nov. 2016.

XU, S. An approach to analyzing the intensity of the daytime surface urban heat island effect at a local scale. **Environmental monitoring and assessment**, v. 151, n. 1–4, p. 289–300, abr. 2009.

XU, Y.; QIN, Z.; WAN, H. Spatial and Temporal Dynamics of Urban Heat Island and Their Relationship with Land Cover Changes in Urbanization Process: A Case Study in Suzhou, China. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, v. 38, n. December 2010, p. 654–663, 12 fev. 2010.

ZHANG, J.; WANG, Y.; LI, Y. A C++ program for retrieving land surface temperature from the data of Landsat TM/ETM+ band6. **Computers & Geosciences**, v. 32, n. 10, p. 1796–1805, dez. 2006.

ZHANG, X. et al. Estimation of the relationship between vegetation patches and urban land surface temperature with remote sensing. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 8, p. 2105–2118, 20 abr. 2009.

ZHAO, Z. et al. Exploring spatially variable relationships between NDVI and climatic factors in a transition zone using geographically weighted regression. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 120, n. 3–4, p. 507–519, 12 maio 2015.

ZOULIA, I.; SANTAMOURIS, M.; DIMOUDI, A. Monitoring the effect of urban green areas on the heat island in Athens. **Environmental monitoring and assessment**, v. 156, n. 1–4, p. 275–92, set. 2009.