



MINISTÉRIO DA
CIÊNCIA, TECNOLOGIA
E INOVAÇÕES



urlib.net/www/2022/02.14.19.04-TDI

DA IDENTIFICAÇÃO REMOTA À ANÁLISE DA EQUIDADE ESPACIAL DO VERDE URBANO

Bruno Vargas Adorno

Dissertação de Mestrado do
Curso de Pós-Graduação em
Sensoriamento Remoto, orientada
pela Dra. Silvana Amaral Kampel,
aprovada em 14 de fevereiro de
2022.

URL do documento original:

<http://urlib.net/QABCDSTQQW/46C62L8>

INPE
São José dos Campos
2022

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Coordenação de Ensino, Pesquisa e Extensão (COEPE)
Divisão de Biblioteca (DIBIB)
CEP 12.227-010
São José dos Campos - SP - Brasil
Tel.:(012) 3208-6923/7348
E-mail: pubtc@inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELLECTUAL DO INPE - CEPPII (PORTARIA Nº 176/2018/SEI-INPE):

Presidente:

Dra. Marley Cavalcante de Lima Moscati - Coordenação-Geral de Ciências da Terra (CGCT)

Membros:

Dra. Ieda Del Arco Sanches - Conselho de Pós-Graduação (CPG)
Dr. Evandro Marconi Rocco - Coordenação-Geral de Engenharia, Tecnologia e Ciência Espaciais (CGCE)
Dr. Rafael Duarte Coelho dos Santos - Coordenação-Geral de Infraestrutura e Pesquisas Aplicadas (CGIP)
Simone Angélica Del Ducca Barbedo - Divisão de Biblioteca (DIBIB)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon
Clayton Martins Pereira - Divisão de Biblioteca (DIBIB)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Simone Angélica Del Ducca Barbedo - Divisão de Biblioteca (DIBIB)
André Luis Dias Fernandes - Divisão de Biblioteca (DIBIB)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Ivone Martins - Divisão de Biblioteca (DIBIB)
André Luis Dias Fernandes - Divisão de Biblioteca (DIBIB)



MINISTÉRIO DA
CIÊNCIA, TECNOLOGIA
E INOVAÇÕES



urlib.net/www/2022/02.14.19.04-TDI

DA IDENTIFICAÇÃO REMOTA À ANÁLISE DA EQUIDADE ESPACIAL DO VERDE URBANO

Bruno Vargas Adorno

Dissertação de Mestrado do
Curso de Pós-Graduação em
Sensoriamento Remoto, orientada
pela Dra. Silvana Amaral Kampel,
aprovada em 14 de fevereiro de
2022.

URL do documento original:

<http://urlib.net/QABCDSTQQW/46C62L8>

INPE
São José dos Campos
2022

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Adorno, Bruno Adorno.

Ad77i Da identificação remota à análise da equidade espacial do Verde Urbano / Bruno Vargas Adorno. – São José dos Campos : INPE, 2022.

xxviii + 181 p. ; (urlib.net/www/2022/02.14.19.04-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2022.

Orientadora : Dra. Silvana Amaral Kampel.

1. Oportunidades de acesso. 2. Cobertura vegetal urbana.
3. Áreas verdes públicas. 4. CBERS 04A. 5. Sentinel-2. I.Título.

CDU 528.8:711.14



Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

MINISTÉRIO DA
CIÊNCIA, TECNOLOGIA
E INOVAÇÕES

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS
Serviço de Pós-Graduação - SEPGR

DEFESA FINAL DE DISSERTAÇÃO DE BRUNO VARGAS ADORNO BANCA
BANCA Nº 023/2022, REG 40108/2020

No dia 14 de fevereiro de 2022, às 09h, por teleconferência, o(a) aluno(a) mencionado(a) acima defendeu seu trabalho final (apresentação oral seguida de arguição) perante uma Banca Examinadora, cujos membros estão listados abaixo. O(A) aluno(a) foi APROVADO(A) pela Banca Examinadora, por unanimidade, em cumprimento ao requisito exigido para obtenção do Título de Mestre em Sensoriamento Remoto. O trabalho precisa da incorporação das correções sugeridas pela Banca Examinadora e revisão final pelo(s) orientador(es).

Título: “Da identificação remota à análise da equidade espacial do verde urbano”

Observações da banca: O aluno terá o prazo regimental de 60 dias para efetuar as correções na sua dissertação de mestrado

Membros da banca:

Dra. Cláudia Maria de Almeida - Presidente - INPE
Dra. Silvana Amaral Kampel - Orientadora - INPE
Dr. Antônio Miguel Vieira Monteiro - Membro Interno - INPE
Dr. Thales Sehn Körting - Membro Interno - INPE
Dra. Mariana Abrantes Giannotti - Membro Externo - USP



Documento assinado eletronicamente por **Silvana Amaral Kampel, Pesquisadora**, em 16/02/2022, às 12:01 (horário oficial de Brasília), com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Thales Sehn Korting, Pesquisador**, em 16/02/2022, às 12:02 (horário oficial de Brasília), com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Cláudia Maria de Almeida, Pesquisador**, em 16/02/2022, às 15:23 (horário oficial de Brasília), com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **mariana abrant es giannotti (E), Usuário Externo**, em 16/02/2022, às 17:36 (horário oficial de Brasília), com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Antonio Miguel Vieira Monteiro, Pesquisador**, em 17/02/2022, às 14:41 (horário oficial de Brasília), com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site <http://sei.mctic.gov.br/verifica.html>, informando o código verificador **9471874** e o código CRC **B9B1EB11**.

Referência: Processo nº 01340.000909/2022-93

SEI nº 9471874

“O sentimento de felicidade é o estado emocional mais desejado e aplaudido pelos seres humanos. De fato, todos buscam por ela, mas na verdade desconhecemos o que queremos! Esse paradoxo tem o poder de preencher nossas vidas e nos fazer movimentar rumo ao que achamos que seja felicidade.

(...)

O indivíduo que é capaz de assumir o que deseja, o que fazer, para onde ir, com quem quer estar, onde trabalhar, quanto ganhar e até mesmo o que sentir... este é livre, é autônomo e somente nessa condição poderá conquistar o que estamos chamando Felicidade 360º - felicidade em todos os ângulos, em todos os contextos de nossa vida: pessoal, profissional, social, de saúde, sexual, religioso, pois tudo isso faz parte da realidade das pessoas. Se alguém diz ser feliz profissionalmente, mas não se considera realizado na convivência familiar, por exemplo, muito provavelmente esteja construindo ou investindo sua energia em maior proporção naquilo que está sendo bom para ele, não está vivendo plenamente os outros aspectos que também são muito importantes. Talvez esteja vivendo somente 30% da sua capacidade de ser feliz.”

Edna Francisca Adorno Nery, em “Felicidade 360º”, 2013

*A meus ancestrais e familiares. Especialmente,
à minha madrinha, Edna Francisca Adorno
Nery (in memoriam), e à minha mãe, Terezinha
de Lourdes Adorno, quem sempre incentivaram
a minha busca pelo conhecimento.*

AGRADECIMENTOS

À minha orientadora, Dra. Silvana Amaral Kampel, pela orientação e pelo ensino, sobretudo pela liberdade desafiadora que me propôs: decidir sobre o tema, as perguntas científicas, a metodologia e a apresentação e discussão dos resultados desta pesquisa. Ao mesmo tempo, minha gratidão pela sabedoria de realizar as “podas” necessárias para o trabalho se tornar mais claro e objetivo, bem como pela palavra amiga que inclui em seu trabalho.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, pelo financiamento fundamental ao desenvolvimento deste trabalho, bem como pela oportunidade do ensino público de excelente qualidade ao qual tive acesso na Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do INPE.

Aos responsáveis pelas disciplinas de que participei: Doutoras e Doutores Antônio Miguel Vieira Monteiro, Camilo Daleles Rennó, Claudio Clemente Faria Barbosa, Eduardo Celso Gerbi Camargo, Elisabete Caria Moraes, Gilberto Ribeiro de Queiroz, Leila Maria Garcia Fonseca, Márcio de Morisson Valeriano, Maria Isabel Sobral Escada, Milton Kampel, Silvana Amaral Kampel e Thales Sehn Körting. Estendo o agradecimento a todos demais docentes e pesquisadores palestrantes que contribuíram com as aulas.

Aos membros da banca de proposta de Dissertação, que também compõem a banca final de defesa de Mestrado: Dr. Antônio Miguel Vieira Monteiro, Dr. Thales Sehn Körting e Dra. Cláudia Maria de Almeida. Suas sugestões foram essenciais para melhorar a qualidade da pesquisa proposta. Agradeço também à Dra. Mariana Abrantes Giannotti, da Escola Politécnica da USP, por aceitar compor a banca de defesa.

À Mestra Maria Luísa da Fonseca Pimenta e à sua equipe do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. A troca de conhecimento no primeiro ano do Mestrado me direcionou para os primeiros exercícios de classificação de séries temporais, com o suporte da equipe do *Brazil Data Cube*. A esta equipe, minha gratidão

pelos *workshops* oferecidos e pelas inúmeras reuniões de esclarecimento sobre o processamento dos cubos de dados. Agradeço às Doutoradas e aos Doutores Gilberto Camara Neto, Gilberto Ribeiro de Queiroz e Karine Reis Ferreira, Anderson Reis Soares, Lorena Alves dos Santos, Rennan Marujo, Rolf Ezequiel de Oliveira Simões e ao mestrando Felipe Menino Carlos.

Ao Doutor Rafael Henrique Moraes Pereira, por toda orientação e pelo tempo dedicados ao meu aprendizado sobre indicadores de acessibilidade. São admiráveis o seu entusiasmo, o seu domínio pelo tema e a clareza com que transmite seu conhecimento.

Aos colegas e professores do Laboratório de Investigação em Sistemas Socioambientais (LISS), do qual faço parte. É inspirador compor um time de pesquisadores dedicados às cartografias capazes de visibilizar as necessidades urgentes da sociedade e as diferentes populações que são fundamentais para a conservação dos ecossistemas naturais.

À mestranda Flávia Domingos Pacheco e às Mestras Anielli Rosane de Souza, Renata Maciel Ribeiro e Sabrina Paes Leme Passos Corrêa, pelo suporte direto na elaboração deste documento. Estendo meus agradecimentos a todos os colegas que participaram das Teses Solidárias do LISS ou contribuíram com a minha formação nas disciplinas ou durante a realização desta pesquisa.

Às instituições nas quais fui voluntário nos últimos dois anos: o Coral Vida e Luz da Irradiação Espírita Cristã da cidade de Goiânia (GO) e a Associação de Bolsistas, Pós-Graduandos e Pós-Graduados do INPE, de São José dos Campos (SP). Para mim, ser voluntário é exercitar a alteridade, o trabalho em grupo e reforçar meu compromisso de atuar em prol do bem comum.

Aos amigos e familiares, pelos motivos para sorrir nesses dois anos, especialmente: Andrea Patrícia Cardoso Martins, Danila Laiana da Silva Mello, Flávia Domingos Pacheco, Gabriel Adorno Nery, José de Maria Nery Filho, Lucas Adorno Nery, Olliver Mariano Rosa, Pedro Henrique Máximo, Rodolfo Guerra Vargas, Rosângela Vieira, Simone Silva Rocha Santana e Sybelle Barreira.

Finalmente, à minha mãe, Terezinha de Lourdes Adorno, e ao meu pai, Antônio Celso Vargas, que me conectam a todos os meus amados familiares e ancestrais

e a Deus. A minha família sempre foi e sempre será a base para minhas decisões e ações. Gratidão.

RESUMO

O Verde Urbano compõe-se dos diferentes tipos de vegetação em uma cidade, incluindo espaços públicos como parques e praças destinados ao uso da população. Por proporcionar diversos benefícios socioambientais, o Verde Urbano deve ser corretamente mapeado e ter distribuição equitativa para os diferentes grupos populacionais. Através de ferramentas de sensoriamento remoto, geoprocessamento e análise espacial, este trabalho teve por objetivo mapear categorias do Verde Urbano e suas oportunidades de acesso para analisar a equidade espacial do Verde Urbano, tendo a cidade de Goiânia como área de estudo. As Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva, e as Áreas Verdes Públicas (parques e praças) foram as categorias de Verde Urbano estudadas. Para o mapeamento das coberturas vegetais, propôs-se um método híbrido de classificação de imagens: integrando a classificação baseada em objeto de imagem fusionada CBERS 04A WPM (2 m) com a classificação de séries temporais Sentinel-2 MSI (10 m), ambas com o algoritmo *Random Forest*. A entropia de Shannon foi utilizada para atribuir as classes aos objetos compondo o Mapa Híbrido final. As Áreas Verdes Públicas foram delimitadas a partir de dados do *Open Street Map* e do Mapa Urbano Básico Digital de Goiânia. Para a análise da equidade espacial, células de uma grade hexagonal constituíram as unidades espaciais de análise, às quais dados populacionais do Censo 2010 foram agregados. Inicialmente, computou-se a oportunidade de acesso ao Verde Urbano por célula. Para as coberturas vegetais calculou-se a proporção das classes por célula, e para as Áreas Verdes Públicas estimou-se o indicador de acessibilidade *Balanced Floating Catchment Area* (BFCA). Análises da distribuição espacial das oportunidades de acesso ao Verde Urbano e dos grupos populacionais considerados (Crianças e Adolescentes, Idosos, Mulheres Adultas, Negros, Menos Alfabetizados e Famílias de Menores Rendas) foram realizadas com o Indicador Local de Associação Espacial e a Regressão Geograficamente Ponderada. A combinação destas análises deu origem a mapas de iniquidade por grupo populacional. Dos resultados de mapeamento das imagens, 75% da área de estudo foi classificada igualmente pelas duas abordagens iniciais. Porém, em 9% da área remanescente, a classificação híbrida final melhorou em 35% as acurácias das classes de vegetação, aperfeiçoando a identificação das coberturas vegetais. Quanto ao mapeamento das oportunidades de acesso, as áreas centrais apresentaram-se mais carentes de coberturas vegetais (proporção inferior a 8%), e as periféricas de Áreas Verdes Públicas. Das populações analisadas, Crianças e Adolescentes, Negros, Menos Alfabetizados e Famílias de Menores Rendas, e em menores proporções, Mulheres Adultas, apresentaram-se concentradas nas periferias. Por sua vez,

verificou-se concentração de Idosos nas áreas centrais. Com os mapas de iniquidade foi possível localizar as áreas com menores oportunidades de acesso ao Verde Urbano para cada grupo populacional. Conclui-se, assim, que mapas híbridos constituem alternativas adequadas para reduzir confusões entre classes de vegetação identificadas no estudo do Verde Urbano. A análise espacial das oportunidades de acesso ao Verde Urbano revelou que há variados padrões de iniquidade em Goiânia: menores oportunidades de acesso ao Verde Urbano, especialmente às Áreas Verdes Públicas, foram identificadas em diferentes regiões, dependendo do grupo populacional analisado. As regiões de menores oportunidades podem sugerir áreas prioritárias para mais oferta de vegetação ou parques e praças na cidade. Finalmente, a metodologia proposta baseada em dados e softwares livres permite que estas análises sejam replicadas para outras cidades brasileiras, contribuindo para diagnósticos e planejamentos do Verde Urbano.

Palavras-chave: Oportunidades de acesso. Cobertura vegetal urbana. Áreas Verdes Públicas. CBERS 04A. Sentinel-2. Análise espacial.

URBAN GREEN: FROM REMOTE IDENTIFICATION TO SPATIAL EQUITY ANALYSIS

ABSTRACT

Urban Green represents the several types of vegetation within a city, including public green spaces, like parks and squares, which are meant for population use. For providing many socio-environmental benefits, Urban Green should be correctly mapped and equitably distributed to different population groups. Using image processing, geoprocessing, and spatial analysis tools, the objective of this study was to map Urban Green categories and their access opportunities and analyze Urban Green spatial equity in Goiânia, chosen as the study area. Tree and Herb-shrub Covers and Public Green Spaces (urban parks and squares) were studied as Urban Green categories. To map urban vegetation covers, a hybrid image classification method was proposed: combining results from object-based classification of one pan-sharpened CBERS 04A WPM (2 m) and a *pixel*-based classification of Sentinel-2 MSI (10 m) time series, using *Random Forest* algorithm for both classifications. Shannon entropy was used to attribute classes to the objects, composing the final Hybrid Map. Public Green Space data were selected from Open Street Map and Goiânia's Digital Basic Urban Map (*Mapa Urbano Básico Digital de Goiânia*). For spatial equity analysis, hexagonal grid cells constituted the spatial unit analysis, to which Census 2010 population geospatial data were aggregated. First, the opportunities to access the Urban Green were measured per cell. For the vegetation covers, it was calculated the area proportion per cell; for Public Green Space, the Balanced Floating Catchment Area (BFCA) accessibility indicator was estimated. The spatial distribution analyses of both population groups (Children and Teenagers, Elderlies, Adult Women, Black People, Less Literates and Lower Income Families) and opportunities to access Urban Green were performed using the Local Indicator of Spatial Association and the Geographically Weighted Regression. The combination of both analyses generated Inequity Maps per population group. From vegetation mapping results, 75% of the study area was equally classified by the initial approaches. However, in 9% of the remaining area, the hybrid classification improved vegetation classes accuracy by 35%, contributing to the vegetation covers identification. Concerning the mapping of access opportunities, downtown areas are deprived of vegetation covers (proportion lower than 8%), whereas the outskirts, of *Public Green Spaces*. From the analyzed population groups, Children and Teenagers, Black People, Less Literates and Lower-Income Families, and a smaller proportion of Adult Women concentrate in the outskirts. The Elderlies are found mainly in downtown areas. The Inequity maps were useful to localize the areas with less opportunities to each population group access each Urban Green categories. As conclusions, hybrid maps are adequate alternatives to reduce classification mistakes related to urban

vegetation cover identified in the Urban Green study. The spatial analysis of the opportunities to access Urban Green revealed several inequities patterns in Goiânia: lesser opportunities to access Urban Green, mainly Public Green Spaces, were identified in different regions, depending on the analyzed population group. Regions with less opportunities may be priorities for provision of more vegetation or parks and squares within the city. Finally, the proposed methodology, based on open data and software, allows the replication of these analyses to other Brazilian cities, contributing to Urban Green diagnostics and planning.

Keywords: Opportunities to access. Urban vegetation cover. Public Green Space. CBERS 04A. Sentinel-2. Spatial analysis.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 2.1 – Frequência de publicações com foco no estudo do Verde Urbano a partir do uso de ferramentas de sensoriamento remoto.....	11
Figura 2.2 – Curvas de reflectância espectral para identificar feições entre 400 e 2.500 nm.	12
Figura 2.3 – Exemplo da distribuição de Cobertura Arbórea (a) e de sua proporção em unidades espaciais hexagonais (b).	25
Figura 2.4 – Exemplo de duas etapas básicas do método <i>Floating Catchment Area</i> (FCA), considerando a distribuição de diferentes populações e de parques em uma cidade.....	26
Figura 2.5 – Representação de uma função kernel adaptativa ponderando os valores das observações (centroides das unidades de análises).....	32
Figura 3.1 – Registro histórico da demarcação do ponto central de Goiânia sobre áreas campestres, por Attilio Corrêa Lima (no centro).	36
Figura 3.2 – Localização do estado de Goiás, do bioma Cerrado, de Goiânia e seus municípios limítrofes.	38
Figura 4.1 – Fluxograma das etapas de trabalho do esquema metodológico proposto.	40
Figura 4.2 – Delimitação da área de estudo para mapeamento da cobertura vegetal urbana. (a) Malha de setores censitários urbanos de 2020 e (b) imagem CBERS 04A em falsa cor (R4G3B2 - infravermelho próximo, vermelho, verde)..	41
.....	
Figura 4.3 – Fluxograma do mapeamento da vegetação urbana.	42
Figura 4.4 – Processo de produção do Mapa Híbrido pela seleção dos objetos com menor incerteza sobrepostos a pelo menos um <i>pixel</i> Sentinel-2 (10 m). .	49
Figura 4.5 – Distribuição dos pontos de endereço e dos hexágonos selecionados como unidade espacial de análise.	53
Figura 4.6 – Exemplo de pontos atribuídos sobre o perímetro de uma Área Verde Pública em Goiânia, próximos às ruas que lhe dão acesso.	56

Figura 4.7 – Representação da função logística adotada para o cálculo do peso w_{ij} para o cálculo do indicador de acessibilidade neste estudo.....	57
Figura 4.8 – Fluxograma para classificação das iniquidades das oportunidades de acesso ao Verde Urbano.....	65
Figura 5.1 – Exemplos e estatísticas descritivas da área dos objetos das classes de cobertura urbana de Goiânia. Imagem CBERS 04A (cor verdadeira).	74
Figura 5.2 – Boxplots dos três atributos espectrais (a - c) e espaciais (d-f) mais importantes para a classificação <i>Random Forest</i> do Mapa 1.....	76
Figura 5.3 – Mapas de probabilidades das classes de cobertura urbana do Mapa 1, obtidos pela classificação GEOBIA da imagem CBERS 04A (03/05/2020), utilizando <i>Random Forest</i>	77
Figura 5.4 – Padrões de série temporal (09/05/2019 a 08/05/2020) das bandas do visível (B2, B3, B4) e do infravermelho próximo (B8) e dos índices NDVI e EVI extraídos do cubo de dados Sentinel-2 para amostras de alvos urbanos coletadas na área de estudo.	78
Figura 5.5 – Mapas de probabilidades das classes de cobertura urbana do Mapa 2, obtidos pela classificação de série temporal Sentinel-2, utilizando <i>Random Forest</i>	79
Figura 5.6 – Mapas temáticos das abordagens de classificação: a) CBERS 04A – GEOBIA (Mapa 1) e b) série temporal por <i>pixel</i> (Mapa 2).....	81
Figura 5.7 – Distribuição espacial da entropia de Shannon (a) e (b) e distribuição de probabilidade acumulada para cada cobertura urbana (c) e (d) dos Mapas 1 e 2.	84
Figura 5.8 – Exemplos de reclassificação observados na área de estudo e a validação realizada com imagens históricas do <i>Google Earth</i>	87
Figura 5.9 – Distribuição da Cobertura Arbórea (a) e Cobertura Herbácea-arbustiva (b) e classificação em quantis das oportunidades de acesso às Coberturas Arbóreas (c) e Herbácea-Arbustiva (d) nas unidades de análise. .	91
Figura 5.10 – Distribuição de lotes cadastrados no Mapa Urbano Básico Digital (MUBDG) e no <i>Open Street Map</i> (OSM), selecionados e não selecionados como Área Verde Pública neste estudo, sobre a vegetação de Goiânia.	92

Figura 5.11 – Classificação em quantis da oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas nas unidades de análise.	94
Figura 5.12 – Classificação em quantis das variáveis populacionais nas unidades de análise.	95
Figura 5.13 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Crianças e Adolescentes à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.	98
Figura 5.14 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Crianças e Adolescentes à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.	99
Figura 5.15 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Crianças e Adolescentes às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.	101
Figura 5.16 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Idosos à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.	103
Figura 5.17 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Idosos à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.	104
Figura 5.18 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Idosos às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.	105
Figura 5.19 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Mulheres Adultas à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.	107
Figura 5.20 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Mulheres Adultas à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.	109
Figura 5.21 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Mulheres Adultas às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.	110
Figura 5.22 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Negros à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.	112
Figura 5.23 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Negros à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.	113
Figura 5.24 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Negros às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.	115

Figura 5.25 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso dos Menos Alfabetizados à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia...	117
Figura 5.26 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso dos Menos Alfabetizados à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.....	118
Figura 5.27 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso dos Menos Alfabetizados às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.	119
Figura 5.28 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de famílias com menores rendas à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.....	121
Figura 5.29 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de famílias com menores rendas à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.....	123
Figura 5.30 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de famílias com menores rendas às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.....	124
Figura 5.31 – Contagem de unidades de análise pertencentes a cada classe de iniquidade para cada grupo populacional em relação às oportunidades de acesso às Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva e às Áreas Verdes Públicas...	126
Figura A.1 – Representação do método utilizado para agregar valores de probabilidades dos <i>pixels</i> sobrepostos pelos objetos pela função <i>exact extract</i> para linguagem R.....	156
Figura B.1 – Diferenças das larguras de banda (BW) fixa e adaptativa em áreas centrais e de bordas das unidades espaciais de análise deste estudo.	159
Figura C.1 – Ordem de importância dos atributos utilizados para a classificação pela Análise Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA).	161
Figura D.1 – Distribuição espacial e histograma da oportunidade de acesso à Cobertura Arbórea, antes e após a transformação Box-Cox.....	164
Figura D.2 – Distribuição espacial e histograma da oportunidade de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva, antes e após a transformação Box-Cox.....	165

Figura D.3 – Distribuição espacial e histograma da oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas, antes e após a transformação Box-Cox.	166
Figura D.4 – Resíduos da regressão simples entre a oportunidade de acesso à Cobertura Arbórea e a proporção de cada grupo populacional antes (Y) e após (Y') a transformação BoxCox sobre a variável dependente.	167
Figura D.5 – Resíduos da regressão simples entre a oportunidade de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva e a proporção de cada grupo populacional antes (Y) e após (Y') a transformação BoxCox sobre a variável dependente.	168
Figura D.6 – Resíduos da regressão simples entre a oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas e a proporção de cada grupo populacional antes (Y) e após (Y') a transformação BoxCox sobre a variável dependente.....	169
Figura D.7 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de Crianças e Adolescentes, na cidade de Goiânia.	174
Figura D.8 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de Idosos, na cidade de Goiânia.	175
Figura D.9 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de Mulheres Adultas, na cidade de Goiânia.....	176
Figura D.10 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de Negros, na cidade de Goiânia.	177
Figura D.11 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de alfabetizados, na cidade de Goiânia.....	178
Figura D.12 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a Renda per Capita, na cidade de Goiânia.....	179
Figura D.13 – Exemplos de bairros de menores e maiores oportunidades de acesso de Crianças e Adolescentes às Áreas Verdes Públicas.....	180

Figura D.14 – Exemplos de condomínios horizontais (a, c e d) com proporção de Cobertura Arbórea e Renda per Capita acima da média e um bairro (b) com Cobertura Arbórea e Renda per Capita abaixo da média observada na cidade. .

..... 181

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 2.1 - Características das bandas do Sentinel-2 e seus propósitos.....	15
Tabela 4.1 – Chave de interpretação dos alvos de cobertura da terra urbana da área de estudo para a imagem CBERS 04A (WPM) fusionada, composição (R3G2B1) - cor verdadeira.	43
Tabela 4.2 – Descrição das variáveis populacionais pré-selecionadas da base dos resultados do Universo por setor censitário do Censo Demográfico de 2010.	59
Tabela 4.3 – Tipologia das classes de iniquidade para as variáveis demográficas (Crianças e Adolescentes, Idosos, Mulheres Adultas e Negros).....	66
Tabela 4.4 – Tipologia das classes de iniquidade para as variáveis socioeconômicas: % Alfabetizados (Alf.) e Renda per Capita (\$).	69
Tabela 5.1 – Diferença de áreas mapeadas (ha) pelos Mapas 1 e 2 para cada classe de cobertura urbana de maior probabilidade em Goiânia.	80
Tabela 5.2 – Avaliação da classificação com <i>Random Forest</i> dos Mapas 1 e 2. .	82
Tabela 5.3 – Matriz de transição mostrando a área total (ha) do Mapa 3, em que os objetos do Mapa 1 (linhas) foram reclassificados de acordo com as classes de cobertura do Mapa 2 (colunas).....	83
Tabela 5.4 – Entropia de Shannon média dos objetos reclassificados no Mapa 3 por classe de cobertura urbana: valores de entropia originais (Mapa 1) e finais (Mapa 2) e das suas diferenças absolutas e relativas.....	85
Tabela 5.5 – Matrizes de confusão para os objetos reclassificados para o Mapa Híbrido antes e após a reclassificação.....	85
Tabela 5.6 – Teste estatístico unilateral da proporção de acerto das Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva nos objetos reclassificados antes (classes do Mapa 1) e após (classes do Mapa 2) a reclassificação.....	86
Tabela 5.7 – Matriz de confusão da validação do Mapa 3.	88
Tabela A.1 – Exemplos de atributos espectrais e espaciais calculados para objetos geográficos pelo GeoDMA (v.2.0.1).....	155

Tabela A.2 – Estratificação da amostragem para treinamento e teste da classificação dos Mapas 1 e 2 com <i>Random Forest</i>	155
Tabela A.3 – Estratificação da amostragem para validação dos objetos reclassificados e do Mapa Híbrido.	157
Tabela D.1 – Testes de Kolmogorov-Smirnov para a normalidade da distribuição dos resíduos de regressão das variáveis dependentes (Oportunidade de acesso às categorias do Verde Urbano) e independentes (variáveis populacionais), antes e após a transformação Box-Cox sobre as variáveis dependentes.....	163
Tabela D.2 – Indicador Local de Associação Espacial (LISA) para cada variável dependente e independente e para os resíduos da regressão geograficamente ponderada (GWR) para cada par de variáveis.	170
Tabela D.3 – Estatísticas obtidas pela análise de regressão geograficamente ponderada (GWR) para cada par de variáveis dependente e independente nas unidades de análises selecionadas para o estudo (N = 2.628).	171

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AIC	<i>Akaike information criterion</i> – Critério de Informação de Akaike
AICc	<i>corrected Akaike information criterion</i> - Critério de Informação de Akaike corrigido
AMMA	Agência Municipal do Meio Ambiente
ARD	<i>Analysis Ready Data</i> - Dados Prontos para Análise
BDC	<i>Brazil Data Cube</i> – Cubos de Dados do Brasil
BFCA	<i>Balanced Floating Catchment Area</i> – Área de Influência Flutuante Balanceada
CBERS	<i>China-Brazil Earth Resources Satellite</i> – Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres
COMDATA	CIA de Processamento de Dados do Município de Goiânia
CNEFE	Cadastro Nacional de Endereços para fins Estatísticos
ESA	<i>European Space Agency</i> – Agência Espacial Européia
EVI	<i>Enhanced Vegetation Index</i> - Índice de Vegetação Melhorado
FCA	<i>Floating Catchment Area</i> – Área de Influência Flutuante
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPEA	Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada
GDAL	<i>Geospatial Data Abstraction Library</i> – Biblioteca de Abstração de Dados Geoespaciais
GEE	<i>Google Earth Engine</i>
GEOBIA	<i>Geographic Object-Based Image Analysis</i> – Análise Baseada em Objetos Geográficos
GeoDMA	<i>Geographic Data Mining Analyst</i> – Analista de Mineração de Dados Geográficos
GLCM	<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i> – Matriz de co-ocorrência de níveis de cinza
GWR	<i>Geographic Weighted Regression</i> – Regressão Geograficamente Ponderada
LiDAR	<i>Light Detection and Ranging</i> – Detecção e Alcance de Luz
LISA	<i>Local Indicator of Spatial Association</i> – Indicador Local de Associação Espacial
MUBDG	Mapa Urbano Básico Digital de Goiânia

MSI	<i>Multispectral Instrument</i> – Instrumento Multiespectral
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> - Índice de Vegetação da Diferença Normalizada
OSM	<i>Open Street Map</i>
QGIS	<i>Quantum Gis</i>
SITS	<i>Satellite Image Time Series Analysis</i> – Análise de Séries Temporais de Imagens de Satélite
UN-HABITAT	<i>United Nations Human Settlements Program</i> – Programa das Nações Unidas para os Assentamentos Humanos
UTM	<i>Universal Transversa de Mercator</i>
WHO	<i>World health Organization</i> - Organização Mundial da Saúde
WPM	<i>Multispectral and Panchromatic Wide-Scan Camera</i> – Câmera Multiespectral e Pancromática de Ampla Varredura

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Objetivos.....	5
1.2 Organização e estruturação da dissertação	6
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	9
2.1 Conceitos do Verde Urbano.....	9
2.2 Dados e métodos para o mapeamento do Verde Urbano.....	10
2.2.1 Identificação da vegetação urbana por sensoriamento remoto	12
2.2.2 Abordagens para classificação e mapeamento da vegetação urbana	16
2.2.3 Métodos para avaliar resultados de classificações	19
2.3 A equidade espacial do Verde Urbano	21
2.4 Análise da equidade espacial do Verde Urbano	24
2.4.1 Métodos para calcular as oportunidades de acesso ao Verde Urbano	24
2.4.1.1 Indicadores de acessibilidade	25
2.4.2 Grupos populacionais de interesse para a análise de equidade	27
2.4.3 Mapeamento da equidade espacial do Verde Urbano	29
3 ÁREA DE ESTUDO	35
3.1 A história socioambiental de Goiânia.....	35
3.2 A vegetação e o clima de Goiânia	37
4 MATERIAIS E MÉTODOS	39
4.1 Classificação de imagens para mapear a cobertura vegetal urbana	39
4.1.1 Mapa 1 – Análise Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA).....	42
4.1.2 Mapa 2 – Classificação de série temporal por <i>pixel</i>	46
4.1.3 Mapa 3 – Híbrido.....	48
4.1.4 Validação dos resultados	49
4.2 Identificação das Áreas Verdes Públicas de Goiânia	50
4.3 Mapeamento das oportunidades de acesso ao Verde Urbano	52
4.3.1 Oportunidade de acesso aos tipos de vegetação	53
4.3.2 Oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas	54
4.3.2.1 Primeira etapa do cálculo do <i>Balanced Floating Catchment Area</i>	54

4.3.2.2	Segunda etapa do cálculo do <i>Balanced Floating Catchment Area</i>	58
4.4	Análise da equidade espacial do Verde Urbano	58
4.4.1	Indicador Local de Associação Espacial (LISA)	61
4.4.2	Regressão Geograficamente Ponderada (GWR)	61
4.4.3	Mapas de iniquidade espacial do Verde Urbano	63
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	73
5.1	Mapeamento dos tipos de vegetação urbana	73
5.1.1	Mapa 1 – Análise Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA)	73
5.1.2	Mapa 2 – Classificação de série temporal por <i>pixel</i>	78
5.1.3	Mapa 3 – Híbrido	82
5.2	Análise da equidade espacial do Verde Urbano	90
5.2.1	Espacialização das variáveis na unidade de análise	90
5.2.2	Equidade espacial do Verde Urbano por grupo populacional	96
5.2.2.1	Crianças e Adolescentes	97
5.2.2.2	Idosos	102
5.2.2.3	Mulheres Adultas	106
5.2.2.4	Negros	111
5.2.2.5	Menos Alfabetizados	116
5.2.2.6	Famílias de Menores Rendas	120
5.2.2.7	Síntese das análises	125
5.2.3	Discussão das análises da equidade espacial do Verde Urbano	127
5.2.3.1	Limitações das análises e trabalhos futuros	129
6	CONCLUSÃO	133
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	137
	APÊNDICE A – INFORMAÇÕES AUXILIARES DOS MÉTODOS DE MAPEAMENTO DOS TIPOS DE VEGETAÇÃO URBANA	155
	APÊNDICE B – INFORMAÇÕES AUXILIARES DOS MÉTODOS DE ANÁLISE ESPACIAL UTILIZADOS	159
	APÊNDICE C – RESULTADOS COMPLEMENTARES AO MAPEAMENTO DOS TIPOS DE VEGETAÇÃO URBANA	161
	APÊNDICE D – RESULTADOS COMPLEMENTARES À ANÁLISE DE EQUIDADE ESPACIAL DO VERDE URBANO	163

1 INTRODUÇÃO

Identificar e mapear o Verde Urbano (i.e., os diferentes tipos de vegetação e os espaços públicos como parques e praças) é fundamental para contribuir com o planejamento das cidades, a fim de que seus benefícios sejam proporcionados a toda sua população (HUANG et al., 2017; WHO, 2016). O acesso a espaços Verdes Urbanos tem tido um papel cada vez mais importante para a sociedade, no cenário ainda vigente de aumento da temperatura global, intensificação das inundações das cidades (KABISCH et al., 2017) e, mais recentemente, com a pandemia COVID-19 (UGOLINI et al., 2020). Em países em desenvolvimento como o Brasil, as oportunidades de morar próximo ao Verde Urbano e de ter acesso aos seus benefícios são destinadas a uma parcela privilegiada da população (RIGOLON et al., 2018). Assim, mapear o Verde Urbano pode contribuir para identificar as diferenças das oportunidades de acesso e promover uma distribuição mais justa desse recurso e de seus benefícios em uma cidade.

O Verde Urbano tem sido usualmente associado à cobertura vegetal arbórea (FERREIRA; ZABOTTO; PERIOTTO; 2021; NESBITT et al., 2018) que oferece inúmeros benefícios à população urbana, como as regulações do microclima e da poluição atmosférica (DRILLET et al., 2020; WILLIS; PETROKOFSKY, 2017). Porém, juntamente à vegetação arbórea das cidades, as herbáceas e arbustivas, de menor porte, contribuem não apenas ambientalmente, como, por exemplo, na redução da erosão e controle de escoamentos superficiais (CALDERÓN-CONTRERAS; QUIROZ-ROSAS, 2017; MACHADO; OLIVEIRA; LOIS-GONZÁLEZ, 2019), mas também socialmente, como os espaços livres para produção de alimentos (MARÇAL, et al., 2021; MCPHEARSON; KREMER; HAMSTEAD, 2013). Por sua vez, as Áreas Verdes Públicas (p.ex., praças e os parques urbanos) podem ser interpretadas como espaços Verdes Urbanos, por serem compostos pelos diferentes tipos de vegetação. Além disso, normalmente dispõem de equipamentos públicos, como pista de caminhada, áreas de ginástica e parques infantis utilizados pelos habitantes (TAYLOR; HOCHULI, 2017), beneficiando sua saúde e bem-estar (WHO, 2016).

Um desafio mais específico, mesmo em países desenvolvidos, é garantir que a população urbana, independente de sexo, idade, raça e status socioeconômico, tenha oportunidade justa de acesso ao Verde Urbano (KABISCH; HAASE, 2014; NESBITT et al., 2019). Uma das metas dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável para o Brasil é até 2030 “proporcionar o acesso universal a espaços públicos seguros, inclusivos, acessíveis e verdes, em particular para as mulheres, crianças e adolescentes, pessoas idosas e pessoas com deficiência, e demais grupos em situação de vulnerabilidade” (IPEA, 2019). Para isso, necessita-se, entre outras ações, avaliar a distribuição do verde no espaço urbano em relação aos diferentes grupos populacionais mais necessitados que o habitam (LOW, 2013; NESBITT et al., 2018), configurando-se assim em um objeto para a análise de equidade espacial (TALEN; ANSELIN, 1998).

A equidade espacial do verde urbano pode ser entendida como a identificação e compreensão das relações espaciais entre o Verde Urbano e fatores socioeconômicos para evidenciar padrões injustos de acesso ao Verde Urbano e aos seus benefícios (NESBITT et al., 2018). Há investigações de como medir a equidade espacial do Verde Urbano desde o final do século XX (TALEN, 1997; TALEN; ANSELIN, 1998). No entanto, ainda há muitos desafios relacionados a este tipo de análise. Um dos principais é como as oportunidades de acesso podem ser medidas, considerando os métodos analíticos e tipos de dados disponíveis e o conhecimento do analista sobre variáveis importantes para análise, que podem impactar nos resultados (RIGOLON et al., 2018).

Considerando diferentes tipos de vegetação, cujos benefícios são mais indiretos (p.ex.: redução da poluição do ar, melhoria do microclima), uma possibilidade para medir as oportunidades de acesso é inferir como a cobertura de vegetação difere entre as quadras, bairros e subdistritos da cidade, em relação à proporção de diferentes grupos populacionais que o habitam (KABISCH; HAASE; 2014; NESBITT et al., 2019). Por sua vez, para medir a oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas, pode-se assumir que a população se beneficia dos seus serviços ao se deslocar até elas. Assim, variáveis que considerem medidas no espaço geográfico, como a malha viária da cidade, o tempo gasto e tipo de transporte utilizado no deslocamento, inclinação das ruas, pontos de acesso de

parques e praças, são importantes para tornar modelos mais realistas, embora adicionem complexidade no cálculo das oportunidades de acesso (PEREIRA et al., 2019; WANG; WANG; LIU, 2021).

A partir do mapeamento das oportunidades de acesso ao Verde Urbano e considerando a existência de dados populacionais distribuídos espacialmente, ferramentas de análise espacial têm auxiliado na identificação dos locais com menores oportunidades de acesso de diferentes grupos populacionais. O Indicador Local de Associação Espacial (LISA), por exemplo, pode contribuir com o mapeamento de áreas com baixa oferta de oportunidades de acesso ao Verde Urbano, mas com uma demanda potencial acima da média (IRAEGUI; AUGUSTO; CABRAL, 2020; XIAO et al., 2017). Análises de regressões espaciais, por sua vez, têm auxiliado na estimativa de correlação local entre as oportunidades de acesso e os fatores socioeconômicos. Com isso, é possível identificar regiões em que menores oportunidades de acesso ao Verde Urbano são associadas significativamente a uma maior demanda populacional (CHEN et al., 2020). Embora essas análises tenham sido úteis para entender o fenômeno de equidade do Verde Urbano, não se observou na literatura como a combinação do produto desses métodos em mapas sínteses podem contribuir com uma análise crítica acerca da equidade espacial do Verde Urbano.

Em países em desenvolvimento, outro desafio importante para análise de equidade é a falta de disponibilidade de dados espaciais que representem o Verde Urbano. Geo-objetos de parques e praças urbanos podem ser adquiridos de dados cadastrais municipais, quando disponíveis, ou de projetos de compartilhamento voluntário de dados geográficos, como o *OpenStreetMap* (IRAEGUI; AUGUSTO; CABRAL, 2020). Por outro lado, o mapeamento completo da cobertura vegetal urbana é normalmente realizado a partir do processamento de imagens de sensores aerotransportados ou de satélite de resoluções espaciais inferiores a 5 m. Este tipo de mapeamento é em geral custoso, tanto pelo valor de aquisição das imagens, como pela demanda de processamento e de recursos computacionais (SHAHTAHMASSEBI et al., 2021).

Seguindo a política de distribuição de dados livres do grupo de Observação da Terra do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), dentre as diferentes imagens disponíveis, estão as imagens do Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres (CBERS) (INPE, 2019). A Câmara Multiespectral e Pancromática de Ampla Varredura (WPM) do CBERS 04A, é composta por bandas na faixa do visível e infravermelho próximo (8 m) e pancromática (2 m). Portanto, por meio da fusão das bandas (SCHOWENGERDT, 2007), é possível obter uma imagem multiespectral gratuita com resolução espacial apropriada para mapeamento da vegetação urbana.

Das abordagens utilizadas para mapear diferentes tipos de vegetação, a Análise Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA) tem sido recomendada para lidar com limitações inerentes a imagens de alta resolução espacial, como a maior variabilidade do nível de cinza dos *pixels* de uma mesma classe (BLASCHKE et al., 2014). Mas além de lidar com a resolução espacial, abordagens que considerem séries temporais de imagens são muito importantes, uma vez que os diferentes tipos de vegetação podem apresentar comportamentos sazonais distintos (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012; YAN et al., 2018).

Iniciativas recentes têm investido na disponibilização de Dados Prontos para Análise (*Analysis Ready Data* – ARD) arranjados em cubos de dados, a fim de diminuir o custo de processamento de séries temporais (GIULIANI et al. 2017; LEWIS et al. 2017; KILLOUGH, 2019). Esses cubos são compostos por imagens pré-processadas para corrigir os efeitos da atmosfera e da influência de nuvens e alinhadas no espaço e tempo. No Brasil, o projeto *Brazil Data Cube* (BDC) tem disponibilizado ARD das imagens dos satélites CBERS-4 (60 m), Landsat-8 (30 m) e Sentinel-2 (10, 20 e 60 m) (FERREIRA; QUEIROZ, 2021; FERREIRA et al., 2020; GOMES et al., 2021; PICOLI et al., 2020). Na literatura visitada por este estudo, não foram identificadas aplicações ou estudos que se utilizem de cubo de dados para auxiliar na identificação da vegetação urbana.

A partir do exposto, duas questões principais norteiam esta pesquisa. A primeira, relacionada ao mapeamento do Verde Urbano, questiona a viabilidade de se mapear os tipos de vegetação urbana utilizando alternativas menos custosas, ou

seja, com o uso de dados e algoritmos livres. Assim, especificamente, pergunta-se: a classificação por *pixel*, de séries temporais poderia contribuir para a classificação dos tipos de vegetação em áreas urbanas, complementarmente à classificação baseada em objeto, de um único período? A segunda questão relaciona-se às possíveis formas de medir e analisar a equidade espacial do Verde Urbano em uma cidade brasileira. A combinação de produtos de diferentes métodos de análise espacial local permitiria identificar áreas intraurbanas com menores oportunidades de acesso ao Verde Urbano, por diferentes grupos populacionais?

Buscando respostas a essas perguntas, este trabalho traz especificamente duas contribuições. A primeira, metodológica, refere-se à combinação de abordagens, para classificação da cobertura urbana e de análises espaciais, para o estudo da distribuição e análise da equidade do Verde Urbano. Uma segunda contribuição, mais analítica, apresenta a análise de equidade das oportunidades de acesso de diferentes populações ao Verde Urbano a partir dos mapeamentos realizados, para o caso da cidade de Goiânia.

1.1 Objetivos

Este trabalho tem por objetivo geral analisar a equidade espacial das oportunidades de acesso ao Verde Urbano, limitando-se sua representação aos tipos de vegetação urbana - Cobertura Arbórea e Cobertura Herbácea-Arbustiva - e às Áreas Verdes Públicas, utilizando técnicas e ferramentas de sensoriamento remoto, geoprocessamento e análise espacial. Para tanto, adota-se a cidade de Goiânia (GO) como estudo de caso, e propõe-se o uso de dados e softwares livres de modo que a metodologia possa ser amplamente replicável.

Para suportar este objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- a) propor uma metodologia para mapear as coberturas urbanas de modo a diferenciar, especificamente a Cobertura Arbórea e Herbácea-Arbustiva, a partir da integração de imagens de sensoriamento remoto de diferentes resoluções espaciais e de técnicas de classificação.

Especificamente busca-se avaliar a contribuição de séries temporais para mapeamentos intraurbanos baseados em objetos geográficos;

- b) identificar e mapear, as Áreas Verdes Públicas urbanas, definidas por espaços públicos com cobertura vegetal e que oferecem equipamentos ou infraestrutura pública para o lazer, descanso e prática esportiva da população;
- c) mapear e quantificar as oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea, à Cobertura Herbácea-Arbustiva e às Áreas Verdes Públicas na área de estudo;
- d) analisar a equidade espacial do Verde Urbano na área de estudo a partir da identificação dos locais com menores oportunidades de acesso de diferentes grupos populacionais à Cobertura Arbórea, à Cobertura Herbácea-Arbustiva e às Áreas Verdes Públicas.

1.2 Organização e estruturação da dissertação

Este documento se organiza nos seguintes capítulos:

Capítulo 2 - Fundamentação Teórica. Aborda os conceitos relacionados ao Verde Urbano: como obter informações sobre o Verde Urbano, dando ênfase a dados e técnicas de sensoriamento remoto para detectar a cobertura vegetal nas cidades; os principais tópicos no estudo de equidade espacial do Verde Urbano e sua importância para a sociedade; como essa questão tem sido discutida e analisada em outras pesquisas; métodos empregados para medir oportunidades de acesso ao Verde Urbano; quais variáveis socioeconômicas e demográficas são usualmente utilizadas na análise de equidade, e suas justificativas; e métodos para mapear as iniquidades do Verde Urbano em uma cidade.

Capítulo 3 – Área de Estudo. Traz uma breve justificativa da área de estudo selecionada, seguida de uma descrição da sua história socioambiental e das suas características físicas.

Capítulo 4 – Materiais e Métodos. Apresenta a origem e características dos dados de satélite e secundários empregados nas análises, e os métodos analíticos adotados, detalhando suas principais premissas. Os dados e métodos de processamentos foram agrupados em quatro etapas metodológicas: classificação de imagens para mapear as Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva; identificação das Áreas Verdes Públicas de Goiânia; mapeamento das oportunidades de acesso ao Verde Urbano; e análise da equidade espacial das oportunidades de acesso ao Verde Urbano.

Capítulo 5 – Resultados e Discussão. Apresenta as contribuições científicas obtidas com o estudo, incluindo produtos e informações, advindas do mapeamento das Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva e das análises espaciais, capazes de comunicar os resultados para os tomadores de decisão, bem como suscitar discussão para políticas públicas adequadas. Limitações e sugestões para trabalhos futuros também são apresentadas nesse capítulo.

Capítulo 6 – Conclusões. Retoma as principais contribuições limitações e sugestões para trabalhos futuros identificadas no estudo, em atendimento a cada objetivo específico.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Conceitos do Verde Urbano

Inicialmente, apresenta-se a definição de alguns termos adotados neste trabalho. O primeiro deles é o *urbano*, cuja definição em estudos sobre o Verde Urbano tende a ser pragmática (NESBITT et al., 2019), e na literatura internacional, corresponde à: qualidade de um ambiente construído, destinado aos usos e ocupação por uma alta densidade populacional (normalmente superior a 0,4 habitantes/km²), mas que também pode apresentar ambientes de baixas densidades que conectam áreas de expansão da cidade ao centro mais adensado (US CENSUS BUREAU, 2021). De forma semelhante, o *urbano* neste trabalho refere-se aos conceitos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2016, p.7) para área urbana, ou seja, área “interna ao perímetro urbano de uma cidade (...), definida por lei municipal”, e, mais especificamente, para áreas urbanizadas, “caracterizadas por construções, arruamentos e intensa ocupação humana”. Ou seja, o que se considera neste estudo como áreas urbanas são as áreas municipais legalmente contidas no perímetro urbano, e, mais especificamente, as áreas urbanizadas com habitação populacional.

Consideram-se Verde Urbano os diferentes tipos de vegetação na cidade que promovem benefícios à população (FERREIRA, ZABOTTO; PERIOTTO, 2021). Dos tipos de vegetação, especificam-se as Coberturas Herbácea-Arbustiva e Arbórea. A primeira é representada por gramados e arbustos de áreas públicas e privadas, como parques, jardins, praças, campos de futebol, canteiros centrais, condomínios, ou mesmo lotes vagos. Estas áreas podem ser úteis, por exemplo, na mitigação de escoamento superficial e erosões (CALDERÓN-CONTRERAS; QUIROZ-ROSAS, 2017; MACHADO; OLIVEIRA; LOIS-GONZÁLEZ, 2019), e servir de espaços para implementação de políticas públicas visando à prática de agricultura urbana e peri-urbana (MARÇAL, et al., 2021; MCPHEARSON; KREMER; HAMSTEAD, 2013). A Cobertura Arbórea é representada pela arborização das cidades, também localizada em diferentes espaços públicos e privados, como parques, praças, jardins, canteiros centrais, condomínios e florestas remanescentes dentro do perímetro urbano. Esta cobertura contribui

também para o sequestro e manutenção do estoque de carbono, redução da poluição atmosférica, e melhoria do microclima (DRILLET et al., 2020; MCPHEARSON; KREMER; HAMSTEAD, 2013; WILLIS; PETROKOFISKY, 2017).

Parques e praças públicos, aqui referidos como Áreas Verdes Públicas, são compostos pelas coberturas vegetais do Verde Urbano, auxiliando na conexão da paisagem, conservação da biodiversidade e dos serviços ecossistêmicos nas cidades (YALLOUZ et al., 2018). Além disso, as Áreas Verdes Públicas oferecem muitos benefícios sociais percebidos pela população (DORIGO; LAMANO-FERREIRA, 2015). Esses espaços são considerados áreas para lazer (MARTINS; LIMA, 2020), prática de atividades físicas (AFONSO et al., 2017; XAVIER; FELIPE; ARANA, 2018), interação social (FANTINI; ROSANELI, 2016), educação (ALFONSETI; MERLIN, 2020), produção de alimentos em hortas comunitárias (MARÇAL et al. 2021) e contribuem para a mobilidade urbana (LIMA et al., 2018) e para o comércio local, por meio de feiras populares (PEGORETTI; MENDONÇA, 2020).

Assim, o recorte analítico deste trabalho considera como Verde Urbano: a Cobertura Arbórea, a Cobertura Herbácea-Arbustiva e as Áreas Verdes Públicas das cidades. Diante dos benefícios que o Verde Urbano provê à população nas cidades, ressalta-se a importância de mapeá-lo e analisar a sua equidade no espaço. A Seção 2.2 apresenta dados e métodos importantes para o mapeamento do Verde Urbano, a Seção 2.3 esclarece a importância do estudo da equidade espacial do Verde Urbano e a Seção 2.4 trata dos métodos para analisar a equidade espacial do Verde Urbano.

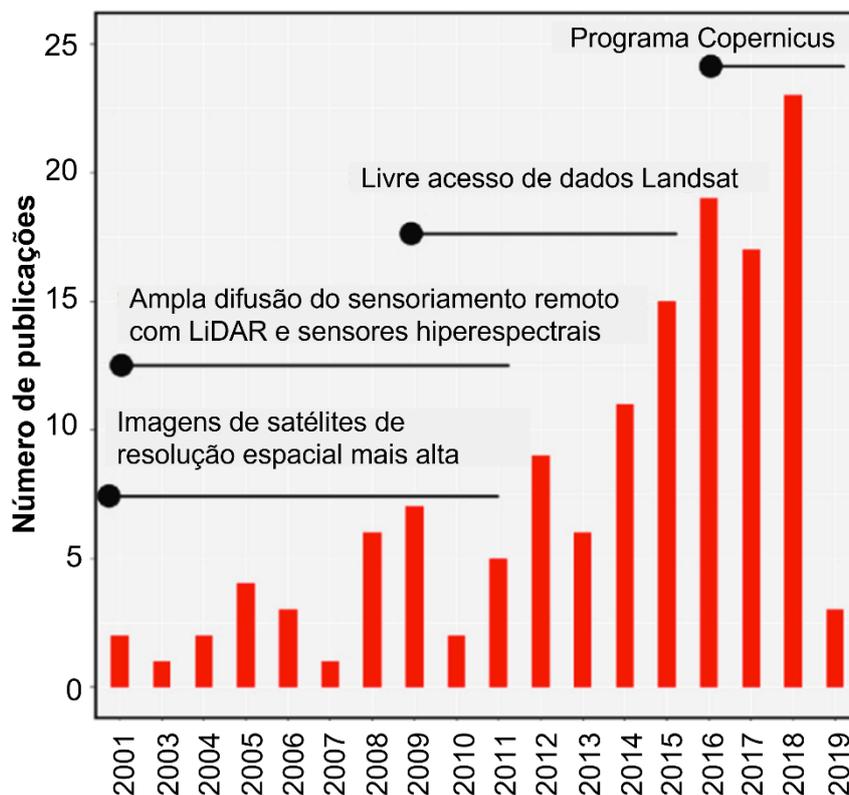
2.2 Dados e métodos para o mapeamento do Verde Urbano

Das categorias do Verde Urbano, dados de Áreas Verdes Públicas podem ser adquiridos de bases georreferenciadas de cadastramento urbano. Alternativamente, plataformas como *Open Street Map* (OSM) são fontes importantes de dados, ainda que cadastrados de modo colaborativo por seus usuários (IRAEGUI; AUGUSTO; CABRAL, 2020). Por sua vez, para se obter

informações sobre os tipos de vegetação urbana, empregam-se técnicas de processamento de dados de sensoriamento remoto orbital e suborbital.

Shahtahmassebi et al. (2021) apresentaram uma revisão sistemática sobre o emprego do sensoriamento remoto para estudos dos espaços verdes urbanos, principalmente da vegetação urbana, de 1982 a 2019. O uso do sensoriamento remoto tornou-se mais frequente para este fim a partir de 2001 (Figura 2.1) devido a: maior investimento em sensores com resolução espacial mais fina, tecnologias como *Light Detection Ranging* (LiDAR); disponibilização gratuita de dados da série Landsat e; mais recentemente, o lançamento da missão Sentinel-2 do programa Copernicus.

Figura 2.1 – Frequência de publicações com foco no estudo do Verde Urbano a partir do uso de ferramentas de sensoriamento remoto.



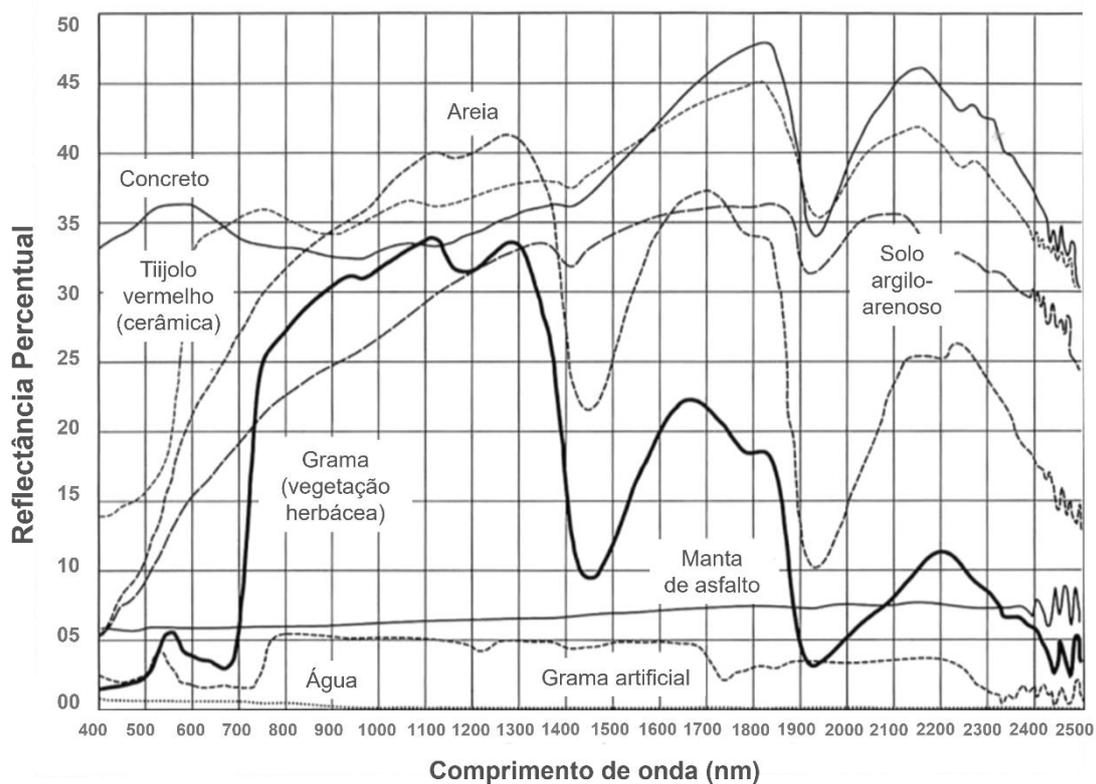
Fonte: Adaptado de Shahtahmassebi et al. (2021).

Com base na revisão mencionada acima e em outros estudos, apresenta-se a seguir as principais questões técnicas do mapeamento do Verde Urbano referentes à aquisição de dados (Seção 2.2.1), a diferentes abordagens de classificação (Seção 2.2.2) e à avaliação das classificações (Seção 2.2.3).

2.2.1 Identificação da vegetação urbana por sensoriamento remoto

As propriedades da vegetação determinam a sua interação com diferentes faixas de comprimento de onda do espectro eletromagnético. Pigmentos de clorofila e carotenoides absorvem uma fração do espectro visível (400 a 720 nm) no processo de fotossíntese. A estrutura da célula vegetal responde pela reflexão da radiação na faixa do infravermelho próximo (700 a 1.100 nm). O conteúdo de água na planta absorve parte da radiação eletromagnética na faixa do infravermelho médio (1.100 a 3.000 nm), especialmente entre 1.400nm e 1.900nm (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). O comportamento espectral da vegetação se difere de outros alvos, cuja interação com a radiação resulta de outras razões físicas. A Figura 2.2 exemplifica o comportamento espectral da vegetação herbácea e de outros alvos urbanos.

Figura 2.2 – Curvas de reflectância espectral para identificar feições entre 400 e 2.500 nm.



Fonte: Adaptado de Jensen (2009).

Outro aspecto importante no sensoriamento remoto da vegetação é a resposta sazonal de diferentes tipos de plantas. Plantas perenes mantêm sua estrutura

vegetal por períodos prolongados, enquanto as não perenes apresentam um ou mais ciclos vegetativos, anualmente. As coberturas herbáceas, por exemplo, são fotossinteticamente ativas durante o período chuvoso, mas durante a seca, apenas se irrigadas. Por sua vez, coberturas arbustivas e arbóreas, embora perenes, são chamadas decíduas quando perdem suas folhas durante a seca, ou perenifólias quando realizam troca de folhas sem passar um período descobertas (EVERT; EICHHORN, 2013). Análises multitemporais, portanto, auxiliam na detecção de diferentes tipos de vegetação de um determinado espaço durante um horizonte temporal avaliado (SIMOES et al., 2021).

Com relação à escolha dos sensores para o mapeamento da vegetação urbana, os ativos (i.e., que emitem sua própria radiação) têm sido mais utilizados em estudos que visam à estimativa da biomassa da vegetação urbana, ou para áreas de estudo com frequente cobertura de nuvem. Em outras circunstâncias, os sensores passivos são os mais empregados (SHAHTAHMASSEBI et al., 2021). Das características desses sensores, a resolução espacial¹ e a resolução espectral² são determinantes do nível de detalhe que pode ser extraído da imagem de satélite para caracterizar a vegetação.

Como os tipos de coberturas urbanas (p.ex.: coberturas de cerâmica, asfalto, tipos de vegetação, corpos d'água etc.) incluem alvos de tamanhos pequenos, uma imagem com resolução espacial mais fina favorece a sua discriminação. Cerca de 38% dos estudos para detecção da vegetação urbana têm adotado resolução espacial menor que 5 m (p. ex.: *Rapideye*, *WorldView*, *Pléiades* e *IKONOS*); 17%, entre 10 e 30 m (p. ex.: *Landsat-8* e *Sentinel-2*); e 9%, uma

¹ A resolução espacial “é a medida de menor separação angular ou linear entre dois objetos que pode ser determinada pelo sistema de sensoriamento remoto” (JENSEN, 2009, p. 18). Essa característica relaciona-se à dimensão do campo de visada instantâneo (Instantaneous Field of View) do sensor projetada no terreno. Normalmente, a dimensão de cada unidade do terreno imageada cabe em um pixel da imagem e, portanto, assume-se que quanto mais fina for a resolução, menor o tamanho de um pixel e maior a capacidade de se discriminar alvos menores (MOREIRA, 2007).

² A resolução espectral está associada genericamente ao número de bandas espectrais do sensor. Quanto maior o número de bandas, maior a resolução espectral e a capacidade do sensor em discriminar a energia proveniente de alvos em comprimentos de onda de intervalos específicos (MOREIRA, 2007).

combinação de sensores de diferentes resoluções espaciais (SHAHTAHMASSEBI et al., 2021). No caso do uso de imagens com resolução espacial mais grosseira que 5 m, é preciso estar ciente que fragmentos da vegetação urbana são subestimados (ZHOU et al., 2018).

No entanto, imagens de resoluções espaciais superiores a 5 m demandam menos custo de processamento e, geralmente, estão disponíveis gratuitamente. Diferem assim das imagens de resolução espacial mais fina, que não são gratuitas em sua maioria (SHAHTAHMASSEBI et al., 2021). Recentemente, o programa *China–Brazil Earth Resources Satellite* (CBERS), com sua câmera Multiespectral e Pancromática de Ampla Varredura (WPM) no satélite CBERS 04A, tem disponibilizado imagens gratuitas nas bandas multiespectrais de 8 m e pancromática de 2 m de resolução espacial (INPE, 2019). Ressalta-se assim a importância de avaliar o uso destes dados em estudos urbanos.

É comum sensores multiespectrais possuírem pelo menos quatro bandas espectrais. No caso do mapeamento da vegetação urbana, quanto maior a necessidade de caracterizar tipos, ou até mesmo espécies diferentes de vegetação, maior deve ser a resolução espectral de um sensor. Para distinguir as Coberturas Arbóreas das Herbáceas-Arbustivas, sensores multiespectrais oferecem boas contribuições (COLEMAN et al., 2020; YAN et al., 2018).

A Tabela 2.1 exemplifica a importância das diferentes bandas do Instrumento Multiespectral (*Multispectral Instrument* – MSI) do Sentinel-2 para o estudo da vegetação. As Bandas 2, 3, 4, 7, 8, 8a, 11 e 12 do Sentinel-2 contribuem com o estudo da vegetação, com resolução espacial variando de 10 a 20 m. Imagens Sentinel-2 têm sido amplamente utilizadas em aplicações urbanas, como, por exemplo, para estimativa da biomassa (LI et al., 2020), mapeamento de áreas construídas e impermeáveis (XU; LIU; XU, 2018); dinâmica fenológica da vegetação urbana (GRANERO-BELINCHON et al., 2020) e classificação da vegetação urbana (COLEMAN et al., 2020).

Além das resoluções espacial e espectral dos sensores, o número de observações (i.e., imagens de tempos distintos) utilizado em um processamento também impacta a acurácia de classificação da vegetação urbana. Yan et al.

(2018), por exemplo, obtiveram um aumento de 10 a 13% de acurácia na distinção dos tipos de vegetação em áreas urbanas, considerando duas imagens multiespectrais fusionadas *WorldView-2* (46 cm de resolução espacial), correspondentes às estações com e sem ocorrência de crescimento vegetativo.

Tabela 2.1 - Características das bandas do Sentinel-2 e seus propósitos.

Banda	λ (nm)	$\Delta\lambda$ (nm)	Resolução (m)	Propósito
1	443	20	60	Correção atmosférica
2	490	65	10	Sensível à senescência da vegetação, carotenoides; espalhamento de aerossóis
3	560	35	10	Sensível ao total de clorofila na vegetação
4	665	30	10	Máxima absorção de radiação pelas clorofilas
5	705	15	20	Correção atmosférica/ linha de base da fluorescência
6	740	15	20	Correção atmosférica/ carga de aerossóis
7	783	20	20	Índice de Área Foliar
8	842	115	10	Índice de Área Foliar
8a	865	20	20	Sensível ao total de clorofila, biomassa e índice de área foliar
9	945	20	60	Absorção de vapor de água, correção atmosférica
10	1375	30	60	Deteção de nuvens muito finas (<i>cirrus</i>) / correção atmosférica
11	1610	90	20	Sensível à lignina e biomassa florestal acima do solo
12	2190	180	20	Distinção entre biomassa viva, morta e solo, por exemplo, para deteção de cicatrizes de queimadas

Fonte: ESA (2017).

Outra abordagem ainda pouco observada em áreas urbanas, é o uso de composição temporal de imagens para classificar diferentes tipos de vegetação urbana. Por meio do *Google Earth Engine* (GEE), Carneiro, Lopes e Espindola (2021) classificaram uma composição anual do Sentinel-2 distinguindo a vegetação natural de outros alvos urbanos (p.ex., área impermeável, solo exposto, telha de cerâmica, água), considerando 94% de exatidão global da classificação com o *Random Forest*. Observando o método desenvolvido pelos autores, o GEE oferece uma estrutura para armazenar e operacionalizar grande volume de dados de satélites, mas demanda do usuário realizar etapas de pré-processamento, como a composição temporal de imagens e o uso de máscaras de nuvens e sombra antes de classificar a imagem.

O *Brazil Data Cube* (BDC) (FERREIRA et al., 2020; SIMOES et al., 2021) também possibilita o processamento de composições temporais. Diferentemente do GEE, o BDC tem disponibilizado as composições temporais, denominadas *data cube* (cubos de dados), pré-processadas ao analista, facilitando o processamento de grande volume de dados. No entanto, ainda não se identificaram aplicações de dados do BDC para monitoramento de alvos urbanos.

2.2.2 Abordagens para classificação e mapeamento da vegetação urbana

A seguir, serão explicadas e exemplificadas duas abordagens para classificação da vegetação urbana, baseadas em *pixel*, em objetos geográficos e na combinação de ambas em um mapa híbrido. Adicionalmente, serão apresentadas motivações do emprego de séries temporais nas abordagens de mapeamento a partir de novas tecnologias para processamento de grande volume de dados.

A classificação de imagens a partir de *pixels* é empregada para estudos da vegetação urbana, embora apresente limitações devido à variabilidade espectral intraclasse, principalmente para imagens com resolução espacial mais fina (BLASCHKE et al., 2014). A depender de cada caso, podem ser necessárias etapas de pós-processamento, a fim de suavizar o efeito de "sal e pimenta" (i.e., *pixels* isolados classificados erroneamente devido às diferenças espectrais provocadas pelo ângulo de radiação incidente e sombras) (HUANG et al., 2014).

A Análise de Imagens Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA) vem sendo utilizada como alternativa a reduzir os efeitos de "sal e pimenta" de uma classificação por *pixel*. No entanto, a GEOBIA fundamenta-se em uma série de etapas que dependem do conhecimento e da interpretação visual do analista e caracteriza-se por: i) uso de segmentadores de imagem a fim de agrupar *pixels* similares no espaço geográfico e de atributos, gerando objetos geográficos; ii) maior poder analítico dos classificadores devido à inclusão de atributos de texturais, geométricos, topológicos, contextuais e de relacionamento semântico, além dos espectrais, no processo de classificação; iii) conhecimento do usuário incorporado na fase inicial de interpretação da imagem, para definição dos

segmentos, e nas diferentes etapas de processamento; iv) possibilidade de refinamento da classificação ao longo do processo, dada a maior flexibilidade de se trabalhar com objetos em diferentes escalas e hierarquias (BLASCHKE et al., 2014).

Uma desvantagem desse método é que a intervenção do analista em diferentes etapas do processamento pode tornar o processo lento e mais custoso. Por isso, de modo complementar, algoritmos baseados em “árvore de decisão” têm se mostrado úteis para realizar a mineração dos atributos, bem como a classificação automática dos objetos. A árvore de decisão otimiza a escolha dos atributos potenciais para um melhor resultado, dadas as amostras de treinamento fornecidas pelo analista (PINHO et al., 2012; RIBEIRO; FONSECA, 2012).

A literatura apresenta também métodos híbridos para aproveitar as melhores características das abordagens distintas. Por exemplo, a partir de uma cena imageada pelo satélite HJ-1, Li et al. (2013) realizaram uma classificação por *pixel* e por objetos das áreas urbana e suburbana de Budapest. Na sequência, geraram um mapa híbrido, classificando os objetos pela moda dos *pixels* classificados aos quais se sobrepunham. Os autores observaram ganho significativo de exatidão global ao comparar essa estratégia à classificação individual por *pixel* ou por objeto. Portanto, ressalta-se a importância de experimentos que verifiquem como a combinação dessas abordagens pode favorecer a precisão do mapeamento.

Quanto às classificações baseadas em série temporal de dados, novos formatos gratuitos de disponibilização e análise de dados estão sendo desenvolvidos. O projeto BDC, do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), tem facilitado acesso a séries temporais Sentinel-2 (10 m e de 20 e 60 m, reamostrados para 10 m), Landsat-8 (30 m) e CBERS-4 (60 m) pré-processadas e disponibilizadas como Dados Prontos para Análise (Analysis Ready Data – ARD) (FERREIRA et al., 2020). Para manter a consistência das séries temporais no futuro, dados CBERS 04A deverão ser incluídos, possibilitando análises temporais em áreas urbanas com 2 m de resolução espacial.

Os ARD são definidos como

dados de satélite processados a um mínimo de requerimento e organizados de modo que permita análise com um esforço adicional mínimo do usuário e interoperabilidade através do tempo e com outros conjuntos de dados (SIQUEIRA et al., 2019, p. 5537, tradução do autor).

Ao serem organizados em série temporal, com *pixels* devidamente alinhados, os ARD compõem o que se chama de cubo de dados. Atualmente, o BDC disponibiliza esses dados atualizados para praticamente todo o território brasileiro. Vale notar que, além das bandas espectrais dos satélites, o BDC disponibiliza, para os cubos CBERS-4, Landsat-8 e Sentinel-2, séries temporais de dois índices espectrais úteis ao monitoramento da vegetação: o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) (ROUSE et al., 1973) (Equação 2.1) e o Índice de Vegetação Melhorado (EVI) (HUETE et al., 1997; JUSTICE et al., 1998) (Equação 2.2):

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V}, \quad (2.1)$$

$$EVI = \frac{G (\rho_{IVP} - \rho_V)}{(L + \rho_{IVP} + C1 \rho_V - C2 \rho_A)}, \quad (2.2)$$

em que ρ_{IVP} representa a reflectância no infravermelho próximo; ρ_V , a reflectância no vermelho; ρ_A , a reflectância no azul; L é o fator de ajuste para o solo; G , o fator de ganho; e $C1$ e $C2$, os coeficientes de ajuste para efeito de aerossóis da atmosfera. Adotam-se as constantes $L = 1$, $C1 = 6$, $C2 = 7,5$ e $G = 2,5$ (HUETE et al., 1997; JUSTICE et al., 1998).

Esses índices são utilizados para realçar a vegetação, reduzir efeitos da iluminação da cena, da declividade, da superfície e da geometria de aquisição. Enquanto o NDVI tende a saturar o sinal em áreas com maior densidade de vegetação, o EVI é considerado um índice melhorado, pois reduz também a influência do solo e da atmosfera sobre a resposta da vegetação (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

Dependendo da série temporal a ser analisada, os ARD podem representar um grande volume de dados, oneroso computacionalmente. Para diminuir esse custo, o *Satellite Image Time Series Analysis* (SITS) (CAMARA et al., 2018) –

pacote para o *software* R – faz interface direta com os cubos do BDC, e com outros pacotes em R, úteis para acessar, processar, analisar e classificar as séries temporais, eliminando assim a necessidade de baixar os cubos para a máquina do usuário. Até onde se tem conhecimento, esta técnica de classificação de coberturas urbanas, a partir de séries temporais dos ARD, ainda não foi relatada em contexto urbano.

2.2.3 Métodos para avaliar resultados de classificações

Dentre os diferentes meios de analisar os erros de uma classificação, a matriz de confusão é um dos mais empregados, uma vez que provê base para estatísticas descritivas (CONGALTON, 1991; OLOFSSON et al., 2013). Apesar de serem úteis para análise das acurácias de cada classe, as matrizes de confusão não indicam os locais onde a classificação está mais sujeita a erros (UNWIN, 1995).

Uma classificação, como realizada pelo algoritmo não paramétrico *Random Forest* (BREIMAN 2001), é muito útil para espacializar as incertezas de uma classificação (GONÇALVES et al., 2009). Basicamente, este algoritmo tem o objetivo de melhorar a acurácia de classificações a partir de inúmeras árvores de decisão e amostras de treinamento com atributos e rótulos fornecidos pelo analista. De modo simplificado, ele funciona da seguinte maneira: 1) cada árvore de decisão é formada a partir de um vetor de atributos amostrados aleatoriamente dos dados de treinamento; 2) no processo de classificação, cada árvore vota por uma classe; 3) pela proporção dos votos que cada classe recebe, o algoritmo define a classe final (i.e., classe mais votada) de cada unidade de análise (BRANDT; MATHER, 2009; HASTIE; TIBSHIRANI; FIEDMAN, 2009; THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2009). Por todas essas etapas, o *Random Forest* pode informar ao analista as classes preditas para cada unidade de análise, os atributos mais importantes para o processo de classificação e as probabilidades (i.e., proporções de votos) de cada classe por unidade de análise (*pixel* ou objeto).

Duas medidas de incerteza podem ser facilmente calculadas a partir das probabilidades de cada classe recebe: a taxa de erro (CHOW, 1970) (Equação

2.3) e a entropia de Shannon (GONÇALVES et al., 2009; SHANNON, 1948) (Equação 2.4).

$$E = 1 - p_{max} , \quad (2.3)$$

em que E é a taxa de erro, p_{max} é a probabilidade da classe atribuída à unidade de análise (classe mais votada).

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i , \quad (2.4)$$

em que H é a medida de entropia no intervalo $[0, \log_2 n]$, p_i é a probabilidade da classe $i = (1, \dots, n)$.

Enquanto a taxa de erro depende apenas da classe mais votada, a entropia considera todo o vetor de probabilidades no cálculo. Por isso, a entropia costuma ser utilizada nas pesquisas que lidam com mais de dois tipos de classes de cobertura. A entropia de Shannon pode ser calculada com diferentes bases logarítmicas, além da apresentada (HSIAO; CHENG, 2016; LOOSVELT et al., 2012; MA; FU; LI, 2018). No entanto, independente da base, maiores valores de entropia são associados à maior incerteza da classificação. No caso de comparação da incerteza entre diferentes mapeamentos pela entropia de Shannon, é preciso certificar-se de que uma mesma base logarítmica e um mesmo número de classes (n) foram estabelecidos (GONÇALVES et al., 2009).

Em estudos de mapas híbridos, produzidos pela combinação de classificações independentes, as medidas de incerteza podem ser incorporadas no processo de decisão sobre quais classes de cobertura (*pixels*) conferem maior probabilidade de acerto na classificação de uma unidade de paisagem (objeto geográfico) a que são sobrepostas (GONÇALVES; FONTE, 2016; GONÇALVES et al., 2009). Em abordagem similar, em áreas onde duas classificações diferentes possuem predições discordantes, a medida de incerteza auxilia na seleção dos resultados de maiores probabilidades, resultando em um mapa final com maior acurácia (LIU; GOPAL; WOODCOCK, 2004).

Diante do exposto, um procedimento que reclassifique objetos de um mapa obtido a partir de uma imagem de resolução espacial fina, pelos resultados de uma classificação de série temporal por *pixel* de um segundo mapa, com

resolução espacial mais grosseira, poderia diminuir erros de classificação nos locais onde a incerteza é menor no segundo mapa? Esse tipo de investigação pode ser particularmente útil se for considerado que o uso da dimensão temporal favorece a acurácia na detecção da vegetação urbana, mas que pode ter um custo operacional mais elevado, no caso de dados com resoluções espaciais mais finas (COSTA et al., 2018).

2.3 A equidade espacial do Verde Urbano

Segundo Truelove (1993), um conceito atribuído à “equidade” relaciona-se à distribuição justa de serviços de modo que exista maior igualdade de oportunidades entre diferentes grupos populacionais. Quando a equidade é analisada sob um olhar espacial, busca-se saber se, independentemente de onde estiverem localizadas, populações com mais demanda por determinado serviço possuem oportunidade de acesso ao mesmo. Analisar a equidade espacial do Verde Urbano, portanto, relaciona-se a identificar e compreender as relações espaciais entre o Verde Urbano e fatores socioeconômicos para evidenciar padrões injustos de acesso ao Verde Urbano e aos seus benefícios (NESBITT et al., 2018).

Grupos populacionais de interesse nesses estudos são a população desprivilegiada socioeconomicamente: idosos, mulheres, crianças, e adolescentes, entre outros (UN-HABITAT, 2020; WHO, 2016). Reforça-se que grupos como estes são importantes de serem considerados, pois podem ter uma maior demanda pelos benefícios providos pelo Verde Urbano ou maior dificuldade para acessá-lo.

O espaço é central em estudos como esses, pois, no processo de urbanização, é o meio onde as iniquidades se manifestam. Na América Latina, as desigualdades percebidas no espaço decorrem de “uma disparidade entre um ritmo de urbanização alto e um nível e um ritmo de industrialização nitidamente inferiores” (CASTELLS, 2020). Como resultado, são características da urbanização latino-americana:

população urbana sem medida comum com o nível produtivo do sistema; ausência de relação direta entre emprego industrial e

crescimento urbano; grande desequilíbrio na rede urbana em benefício de um aglomerado preponderante; aceleração crescente do processo de urbanização; falta de empregos e de serviços para as novas massas urbanas e, conseqüentemente, reforço da segregação ecológica das classes sociais e polarização do sistema de estratificação no que diz respeito ao consumo (CASTELLS, 2020, p. 103).

Adicionalmente, considera-se que o desenvolvimento do espaço urbano se diferencia de acordo com o “sistema de renda do solo”, caracterizado em muitas cidades por “baixas rendas na periferia até altas rendas no centro” (SMITH, 1988, p. 199). Ainda mais nas grandes cidades, a luta pelo solo urbano é muito comum, sendo o centro, a região de maior interesse pelos capitalistas, de maior investimento imobiliário e de maior oferta de oportunidades de emprego, hospitais e educação (PEREIRA et al., 2019). As periferias são onde a maioria da população de baixa renda ocupa, são menos lucrativas, e atraem menos investimentos (OLIVEIRA, 2007).

Assim como outras formas de investimento e serviços públicos urbanos, a oferta do Verde Urbano pode ser influenciada por decisões tomadas num contexto social, político, científico e por aqueles que têm acesso a esse recurso. Por exemplo, parcerias público-privadas legitimam a substituição de um remanescente vegetal por uma edificação; favorecem a construção de condomínios de alto padrão nas proximidades de amplas Áreas Verdes Públicas, posteriormente melhoradas para atender aos futuros moradores. (HENRIQUE, 2009; SANDBERG et al. 2015).

De acordo com a revisão de Barona et al. (2020), na América Latina, a maioria dos estudos sobre o Verde Urbano, especialmente a arborização urbana, tem focado em questões sobre a diversidade de espécies, mensuração de serviços ecossistêmicos ou outros aspectos biofísicos. Os autores destacam a necessidade de mais investigações sobre aspectos socioecológicos, como a análise de equidade.

Alguns estudos no Brasil têm empregado o Índice de Área Verde, representando a proporção da *cobertura vegetal* por habitantes, como uma métrica que relaciona minimamente a oferta desse componente urbano à população

(BERTINI et al., 2016; RAMOS; NUNES; SANTOS, 2020). No entanto, o mapeamento da área verde nesses casos considera toda cobertura vegetal em espaços livres, públicos ou não, sem medir a oportunidade de acesso por diferentes grupos.

Em Curitiba (PR), Macedo e Haddad (2016) constataram que, embora as Áreas Verdes Públicas concentrem-se em setores habitados por pessoas de maiores rendas, houve melhoria no seu acesso por população de diferentes níveis de renda durante os dois últimos censos (2000 e 2010). Na cidade de São José dos Campos (SP), verificou-se que a conservação da vegetação herbácea e arbustiva, por meio de podas e irrigação, é realizada em regiões de classes sociais mais altas, enquanto regiões mais pobres carecem desse serviço (DOMINGOS, 2005).

Mais recentemente, Lima et al. (2020) descreveram a associação de áreas verdes às dinâmicas socioeconômicas do centro à periferia de Belém (PA). Os autores observaram que, por influência do setor imobiliário, as áreas verdes são mais equipadas e preparadas para o uso pela população no centro da cidade, ao contrário da região periférica, carente de intervenções socioambientais. Na mesma cidade, nota-se que há correlação entre o avanço da mancha urbana, a perda de cobertura vegetal e a perda de permeabilidade nas bacias hidrográficas da região. Com essas alterações, o alagamento de bairros, habitados principalmente por pessoas negras de baixa renda, tem se agravado, expondo essa população a uma maior vulnerabilidade ambiental (MIRANDA, 2020).

Após essas evidências, retoma-se o fato de que é direito de todos os residentes de uma cidade se beneficiarem dos serviços do Verde Urbano, o que é amplamente discutido pela literatura científica (KABISCH; HAASE, 2014; NESBITT et al. 2019; TALEN, 1997), pelas políticas internacionais (UN-HABITAT, 2020) e pela Organização Mundial da Saúde (WHO, 2016). Assim, justifica-se a importância das políticas públicas para oportunizar acesso equitativo ao Verde Urbano.

Para tanto, serão esclarecidos na Seção 2.4 meios de fornecer indicadores capazes de informar sobre a equidade espacial do Verde Urbano aos tomadores de decisão, como fins de orientar políticas públicas.

2.4 Análise da equidade espacial do Verde Urbano

A análise de equidade espacial depende do conhecimento das oportunidades de acesso de diferentes grupos populacionais ao Verde Urbano (KABISCH; HAASE, 2014; NESBITT et al. 2019; PARK; GULDMANN, 2020; TALEN; ANSELIN, 1998). Para facilitar o entendimento de como essa análise pode ser realizada, a Seção 2.4.1 aborda os métodos para calcular as oportunidades de acesso ao Verde Urbano; a Seção 2.4.2, os grupos populacionais de interesse para a análise de equidade; e a Seção 2.4.3, os meios para mapear a equidade espacial do Verde Urbano.

2.4.1 Métodos para calcular as oportunidades de acesso ao Verde Urbano

Um método comum para estimar as oportunidades de acesso a tipos de vegetação é pela proporção que eles ocupam em cada unidade espacial de análise (KABISCH; HAASE, 2014; NESBITT et al. 2019), como setores censitários ou grades celulares, contendo informação de residentes da cidade. Essa medida oferece uma média da provisão dos tipos de vegetação no entorno dos domicílios. Em vez de se obter uma medida global de cobertura vegetal na cidade, a espacialização das proporções revela regiões urbanas mais ou menos cobertas com vegetação (Figura 2.3).

No caso das Áreas Verdes Públicas, é particularmente interessante que a análise seja restrita àquelas que oferecem oportunidades de lazer e meios de interação social (p.ex., parques e praças), uma vez que suas infraestruturas (p.ex., bancos, pista de caminhada, calçadas) atraem a população (KABISCH; HAASE, 2014; MCCORMACK et al., 2010). Como Áreas Verdes Públicas são visitadas por moradores de diferentes bairros, nota-se que é recorrente na literatura medir a oportunidade de acesso a essas áreas com indicadores de acessibilidade calculados a partir de funções de decaimento (p.ex., exponencial, logística) do tempo de deslocamento entre os domicílios e o ponto de acesso mais próximo às Áreas Verdes Públicas (COMBER; BRUNSDON; GREEN, 2008; PARK;

GULDMANN, 2020; LIU; KWAN; KAN, 2021). Os indicadores de acessibilidade com base em funções de decaimento, que envolvem maior complexidade, são apresentados na Seção 2.4.1.1.

Figura 2.3 – Exemplo da distribuição de Cobertura Arbórea (a) e de sua proporção em unidades espaciais hexagonais (b).

a) Distribuição da Cobertura Arbórea na região central de Goiânia



b) Distribuição da proporção de Cobertura Arbórea na região central de Goiânia



Fonte: Produção do autor.

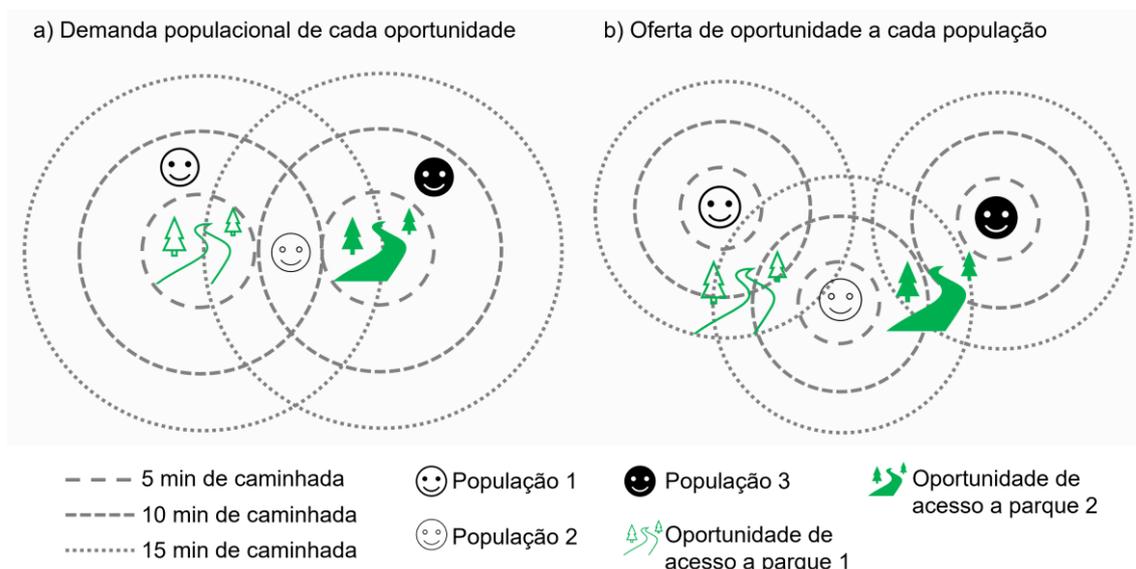
2.4.1.1 Indicadores de acessibilidade

Geurs e Van Wee (2004) relacionam o termo “acessibilidade” às oportunidades que pessoas têm de alcançar determinadas atividades em diferentes locais, mediante os sistemas de transporte e de uso da terra. Mais recentemente, Páez, Scott e Morency (2012), conceituam acessibilidade como o “potencial de alcançar oportunidades espacialmente distribuídas (empregos, recreação, interação social etc.)”.

Em referência a esses conceitos, há indicadores de acessibilidade que medem o tempo mínimo gasto por um habitante para sair de seu domicílio e alcançar a oportunidade mais próxima. Outra possibilidade é estimar o total de oportunidades alternativas e alcançáveis a um dado tempo (PEREIRA et al., 2019). Por exemplo, um residente “A” tem maior acessibilidade a praças que um residente “B” se o “A” tiver ao menos $n + 1$ praças para visitar em 15 min de caminhada que o “B”. Esses tipos de estimativas são relativamente simples de serem obtidas e fáceis de comunicar a um tomador de decisão.

Paez, Higgins e Vivona (2019) propuseram um indicador, denominado por Pereira et al. (2021a) de *Balanced Floating Catchment Area – BFCA*. O BFCA se assemelha a outro grupo de indicadores - *Floating Catchment Area (FCA)*, apresentados em detalhe por Paez, Higgins e Vivona (2019). Indicadores FCA se baseiam no produto de no mínimo duas análises: uma que quantifica a demanda potencial de cada oportunidade distribuída no espaço e outra que quantifica as ofertas de oportunidades a cada população, também distribuída no espaço (Figura 2.4).

Figura 2.4 – Exemplo de duas etapas básicas do método *Floating Catchment Area (FCA)*, considerando a distribuição de diferentes populações e de parques em uma cidade.



Em a) analisa-se a demanda populacional dos parques 1 e 2: o parque 1 tem demanda somente das populações 1 e 2, a um tempo de viagem inferior a 15 min. Em b) analisa-se a oferta de oportunidades de acesso aos parques a cada população: a população 2 tem iguais oportunidades de acesso aos dois parques, próximos a 10 min de caminhada; a população 1 e a população 3 têm oportunidades de acesso em até 15 min de caminhada somente ao parque mais próximo de cada uma.

Fonte: Produção do autor.

Uma limitação do método FCA é que ele tende a superestimar a demanda populacional e a oferta de oportunidades. A superestimativa da demanda pode acontecer quando uma mesma população é contada mais de uma vez como potencial demanda de múltiplas oportunidades. Similarmente, a superestimativa da oferta acontece quando uma mesma oportunidade é simultaneamente

alocada para múltiplas populações (PAEZ, HIGGINS; VIVONA; 2019). Assim, um diferencial do BFCA é que ele se propõe a corrigir essas superestimativas no cálculo de acessibilidade utilizando-se de alocações proporcionais da demanda e da oferta, baseadas em pesos calculados com funções de decaimento do tempo de deslocamento entre as residências e uma oportunidade. O método BFCA foi o escolhido para medir a acessibilidade às Áreas Verdes Públicas e os parâmetros específicos para este trabalho estão descritos na Seção 4.3.2.

2.4.2 Grupos populacionais de interesse para a análise de equidade

A distribuição espacial da componente populacional é fundamental para a análise de equidade. Diversas variáveis demográficas e socioeconômicas podem ser investigadas, a depender das motivações do estudo. Algumas variáveis abordadas internacionalmente e que também são aplicáveis no caso de países em desenvolvimento da América Latina relacionam-se a diferenças de faixa etária, sexo, raça, nível de escolaridade e renda (RIGOLON et al., 2018; WRIGHT WENDEL, ZARGER, MIHELICIC, 2012).

Quanto às faixas etárias, crianças e adolescentes que crescem próximas ao Verde Urbano têm desenvolvimentos motor e cognitivo favorecidos por práticas de atividades físicas, brincadeiras (DADVAND et al., 2015; KONDO et al., 2018) e interação social (MCCORMACK et al., 2010). Idosos que vivem próximos a ambientes naturais, com uma rotina mais ativa e interação social, possuem maior longevidade (BROEKHUIZEN; VRIES; PIERIK, 2013). Como estabelecido por lei, é dever do poder público a “efetivação dos direitos referentes à saúde, à educação, ..., ao esporte, ao lazer, ...à convivência familiar e comunitária” a crianças, adolescentes (BRASIL, 1990) e Idosos (BRASIL, 2003). Todos estes direitos são facilitados pelo Verde Urbano, principalmente, pelas Áreas Verdes Públicas (FERREIRA; ZABOTTO, PERIOTTO, 2021; WHO, 2016).

Assim como crianças, adolescentes e idosos, as mulheres são consideradas, pela meta 11.7 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, adaptada para o

Brasil³, uma população que necessita de mais oportunidades de acesso a espaços públicos verdes e seguros. Mulheres, quando frequentam áreas naturais mais “serenas”, se previnem significativamente contra doenças mentais (VAN DEN BOSCH et al., 2015). Adicionalmente, mulheres no terceiro trimestre de gestação (com mobilidade reduzida) são menos prejudicadas pela poluição atmosférica quando residem em áreas com mais vegetação no entorno (DADVAND et al., 2012). Por outro lado, mulheres têm maior sensação de insegurança e vulnerabilidade a crimes e, portanto, mais resistência a frequentar e viver próximas a espaços públicos carentes de segurança e manutenção (MCCORMACK et al., 2010; WRIGHT WENDEL; ZARGER; MIHELICIC., 2012). Em cidades brasileiras, a procura de parques urbanos para práticas recreativas por mulheres, idosos e crianças tem sido inferior que de homens adultos, que chegam representar mais de 60% da população que frequenta os referidos espaços com essa finalidade (CASSOU, 2009; XAVIER; FELIPE; ARANA, 2018).

Recortes raciais são considerados relevantes por motivos históricos de opressão, ainda estruturantes na sociedade. As populações preta e parda do Brasil, também referidas como negras pelo IBGE (2007), residem mais frequentemente em áreas periféricas de metrópoles, com menos infraestruturas, enquanto as brancas em áreas centrais da cidade ou em subúrbios elitizados (FRANÇA; CUNHA, 2020). O racismo relaciona-se a injustiças ambientais nas cidades, como, por exemplo, em Belém (PA), onde dois terços de ocupantes de áreas mais sujeitas a inundação são pessoas negras e de baixa renda (MIRANDA, 2020). O racismo também é visto no acesso a serviços de saúde: durante a pandemia COVID-19, a população negra e de baixa renda das periferias urbanas das vinte maiores cidades brasileiras tiveram menos acesso a serviços sanitários e hospitalares (PEREIRA et al., 2021a). Portanto, além de carecerem de serviços de saúde, os negros podem ter menos oportunidade de

³ “Até 2030, proporcionar o acesso universal a espaços públicos seguros, inclusivos, acessíveis e verdes, em particular para as mulheres, crianças e adolescentes, pessoas idosas e pessoas com deficiência, e demais grupos em situação de vulnerabilidade” (IPEA, 2019).

prevenir doenças se tiverem menos acesso às Áreas Verdes Públicas, consideradas refúgios para práticas de atividade física e redução do estresse, em especial, durante a pandemia (UGOLINI et al., 2020).

Populações de menores renda e escolaridade costumam habitar áreas mais periféricas das cidades, com menos investimento de serviços públicos (OLIVEIRA, 2007; AMARAL; AMARAL, 2019). Uma exceção são os habitantes dos condomínios horizontais, intitulados "Jardins" (HENRIQUE, 2009). Considerados "uma cidade isolada", os "Jardins" construídos nos subúrbios, distantes do "caos" do centro urbano, vendem a ideia de paz e qualidade de vida, proporcionadas por uma extensa área natural privatizada para os moradores do condomínio. Por outro lado, imediatamente fora dos muros, residem pessoas mais pobres, que perdem a liberdade de acessar alguns dos serviços do Verde Urbano que fora integrado aos condomínios. A falta de condição financeira torna essas pessoas mais dependentes de políticas públicas para o suprimento e manutenção de serviços acessíveis em seus bairros.

2.4.3 Mapeamento da equidade espacial do Verde Urbano

Entender como as diferentes oportunidades de acesso ao Verde Urbano associam-se à distribuição espacial das variáveis socioeconômicas e demográficas pode ser complexo, mas é fundamental para políticas públicas. Dentro de uma região metropolitana ou mesmo um município (IRAEGUI; AUGUSTO; CABRAL, 2020; PARK; GULDMMANN, 2020) é possível notar dissimilaridades na oferta de oportunidades a depender do grupo populacional avaliado. Isso decorre do fato de que, tanto o Verde Urbano, como as variáveis populacionais podem assumir uma expressão não estacionária no espaço (i.e., não constante ao longo do espaço). Quando isso ocorre, métodos de análise espacial local permitem explorar se as variáveis têm dependência espacial e estudar as relações entre as variáveis no espaço. Ou seja, as variáveis tendem a assumir, significativamente, valores mais altos ou baixos em relação à média da cidade, dependendo da vizinhança analisada? Ou mais especificamente, os domicílios com maiores proporções de idosos tendem a ter maiores ou menores

oportunidades de acesso ao Verde Urbano? Na mesma vizinhança, essa relação é significativa?

Dois métodos estatísticos empregados na literatura para análise espacial exploratória da equidade do Verde Urbano, considerando o fenômeno como não estacionário, são o Indicador Local de Associação Espacial (*Local Indicator of Spatial Association* – LISA) e a Regressão Geograficamente Ponderada (*Geographically Weighted Regression* – GWR). O LISA pode auxiliar no mapeamento da equidade do Verde Urbano (IRAEGUI; AUGUSTO; CABRAL, 2020; XIAO et al., 2017), na medida em que ele indica os locais em que é possível observar, significativamente, diferentes padrões de associação de uma variável (ANSELIN, 1995). Para isso, deve-se inicialmente definir uma vizinhança para os dados para prosseguir com o cálculo do LISA.

Uma vizinhança é entendida como uma região no entorno de uma observação em que se pretende analisar se a localização das variáveis tem importância para o fenômeno estudado, ou se as variáveis são espacialmente dependentes. Uma maneira para se estabelecer uma vizinhança em análises espaciais pode ser pela contiguidade das unidades espaciais de análise, ou pela distância geográfica entre elas (ANSELIN, 1995).

Matrizes de contiguidade consideram como vizinhos os polígonos adjacentes a uma observação e assume que regiões que dividem uma fronteira podem ter variáveis correlacionáveis (ANSELIN, 1988; NESBITT et al., 2019). Em matrizes baseadas na distância geográfica, pondera-se a relação das variáveis pelo inverso da distância dos seus centroides, que pode ser preestabelecida, ou dependente de um número de vizinhos fixo que faça sentido para a análise (ANSELIN, 1988). Com matrizes baseadas na distância geográfica, assume-se que regiões mais distantes tendem a ter menos correlação com a unidade observada (TOBLER, 1970).

O indicador local de Moran, adotado para o cálculo do LISA, expressa regiões de valores altos e baixos de uma variável em relação à sua média global na área de estudo (ANSELIN, 1995). Esse indicador é útil, portanto, para detectar diferenças na oferta de um recurso ou demanda de uma população, em relação

à média observada na cidade. O indicador local de Moran para cada unidade de observação (I_i) é dado pela Equação 2.5 ou, em sua forma normalizada, na Equação 2.6:

$$I_i = \frac{(y_i - \bar{y}) \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_j - \bar{y})}{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n}}, \quad (2.5)$$

em que n corresponde ao número de unidades espaciais de análise definidas como vizinhança de uma observação; y_i , o valor da variável na unidade de análise i , y_j , nas unidades de análise vizinhas j ; e \bar{y} o valor médio na região de estudo; w_{ij} são os pesos atribuídos conforme a matriz estabelecida entre as unidades de análise i e suas vizinhas j .

$$I_i = z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j, \quad (2.6)$$

em que z_i e z_j representam os valores padronizados nas unidades de análise e de suas vizinhas, de modo que a soma dos pesos alocados aos vizinhos seja 1.

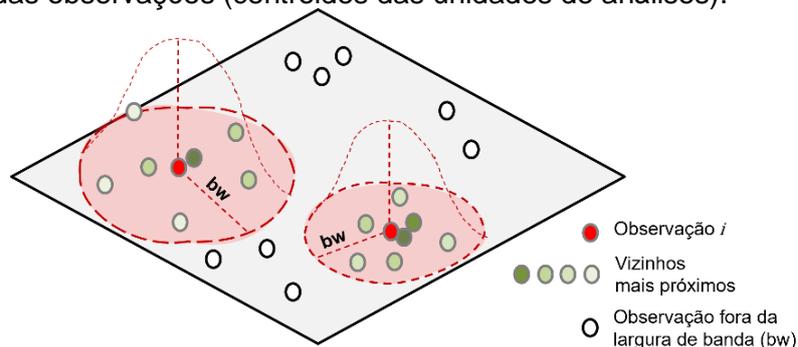
Valores positivos do I_i indicam que valores observados nas unidades de análise e em sua vizinhança são similares (i.e., desvios padrões altos ou baixos), enquanto valores negativos denotam valores observados opostos. Valores próximos a zero expressam aleatoriedade na correlação, que deve ser confirmada a partir de um teste de pseudo-significância.

O teste de pseudo-significância realiza inúmeras permutações aleatórias (p.ex., 1.000) dos valores das variáveis na área de estudo e a cada permutação, define-se um novo valor para I_i . Ao final, tem-se uma distribuição de probabilidade para I_i , próxima a de uma normal padrão – $N(\mu = 0, \sigma = 1)$. O valor padronizado de I_i ($Z_{I-score}$) é então comparado à distribuição normal, considerando um processo aleatório e um nível de significância. Por fim, as associações positivas ou negativas, são consideradas significativas para $|Z_{I-score}| > Z_{tabelado}$ (p.ex., $|Z_{I-score}| > 1,96$, em um nível de significância de 5%).

Outro método estatístico para análise espacial do Verde Urbano é a GWR (PARK; GULDMANN, 2020; CHEN et al., 2020), um tipo de regressão espacial baseada nos princípios não paramétricos de uma regressão local (WHEELER; PÁEZ, 2009). Enquanto a regressão local utiliza-se da proximidade dos dados

no espaço de atributos para determinar seus coeficientes, a GWR emprega distância entre centroides das unidades espaciais de análise. Adicionalmente, uma função kernel adaptativa pode ser aplicada sobre essas distâncias, de modo a ponderar a influência dos k-vizinhos mais próximos sobre o modelo ajustado para cada unidade de análise (BRUNSDON; FOTHERINGHAM; CHARLTON, 2014; FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002) (Figura 2.5).

Figura 2.5 – Representação de uma função kernel adaptativa ponderando os valores das observações (centroides das unidades de análises).



As cores verdes mais escuras a mais claras representam pesos decrescentes atribuídos aos vizinhos de i , por ordem de proximidade. No exemplo, a largura de banda (bw) varia conforme a proximidade dos vizinhos, mantendo-se fixa a sete vizinhos.

Fonte: Produção do autor.

A Equação 2.7 apresenta a descrição de uma GWR:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{z=1}^n \beta_z(u_i, v_i)x_{iz} + \varepsilon_i, \quad (2.7)$$

em que y_i denota a variável dependente (p.ex.: acessibilidade às Áreas Verdes Públicas) na localização i ; $\beta_0(u_i, v_i)$, o intercepto na localização i ; x_{iz} o valor da variável independente z (p.ex.: proporção de idosos); (u_i, v_i) representa as coordenadas da localização i , e ε_i o resíduo aleatório na mesma localização.

O coeficiente angular β_z é estimado para a localização i (Equação 2.8):

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = [X^T W(u_i, v_i) X]^{-1} X^T W(u_i, v_i) Y, \quad (2.8)$$

em que $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ é a estimativa do coeficiente na localização i , Y é um vetor de variáveis dependentes; X , um vetor ou matriz de variáveis independentes; $W(u_i, v_i)$, uma matriz de ponderação para cada localização i , calculada a partir da função kernel.

Os pesos do modelo podem ser gerados pela função kernel bi-quadrada adaptativa, descrita na Equação 2.9:

$$W_{ij} = \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{d_{iN}} \right)^2 \right]^2, \text{ se } d_{ij} < d_{iN}, \text{ caso contrário, } W_{ij} = 0, \quad (2.9)$$

em que W_{ij} é o valor ponderado para as observações j vizinhas à observação em i , d_{ij} é, a distância euclidiana entre as observações i e j ; e d_{iN} , uma largura de banda adaptativa, dependente da distância de i ao n -ésimo vizinho mais próximo. Com esse tipo de função, variáveis mais próximas de i recebem maior peso. Além disso, por ser adaptativa, a largura de banda se ajusta, dependendo da densidade de observações das diferentes regiões da área de estudo.

Assim, um coeficiente de determinação (R^2) e angular (β_i) com sua respectiva estatística- t de significância são estimados para cada unidade de análise da área de estudo. Com estas estimativas, nos estudos de equidade espacial do Verde Urbano, é possível mapear onde o modelo apresenta um melhor ajuste e onde o potencial acesso ao Verde Urbano relaciona-se mais ou menos, positiva ou negativamente, a grupos populacionais de interesse, de modo significativo (PARK; GULDMANN, 2020; XU; HAASE; PAULEIT, 2018).

3 ÁREA DE ESTUDO

Goiânia possui cerca de 1,5 milhões de habitantes (IBGE, 2021) e foi escolhida como área de estudo por três motivos. Primeiro, Goiânia é conhecida como a “Capital Verde do Brasil” por ser a capital mais arborizada do país (0,79 árvore/habitante) e com mais área verde (94 m²/hab), considerando 187 Unidades de Conservação, 16 parques urbanos, e 401 praças (AMMA, 2006). Porém, poucos trabalhos, como de Nunes et al. (2020) e Vieira (2020), discutiram as desigualdades relacionadas ao Verde Urbano em toda a cidade. Segundo, Goiânia está no Cerrado, região prioritária no BDC para a provisão de dados Sentinel-2 prontos para uso, o que possibilitou os primeiros exercícios de classificação de séries temporais para alvos urbanos. Terceiro, no contexto da pandemia de COVID-19, anteciparam-se limitações para verificações de campo, que poderiam ser mitigadas pelo fato de o autor ser natural e habitante de Goiânia.

Para contextualização, será apresentada uma síntese da história socioambiental da cidade (Seção 3.1.1) e de suas características biofísicas relativas à vegetação e ao clima (Seção 3.1.2). Ao longo da Seção 4 (Materiais e Métodos), serão especificados recortes da área de estudo utilizados para o mapeamento da vegetação e para análise de equidade do Verde Urbano.

3.1 A história socioambiental de Goiânia

Goiânia foi fundada durante a "Marcha para o Oeste" na década de 1930, com a ocupação interiorana brasileira. Naquele tempo, Pedro Ludovico Teixeira foi nomeado interventor na fundação da nova capital goiana, com a proposta de modernizar a região. Buscou-se um local mais plano para Goiânia, próximo a recursos naturais abundantes, que seriam insumos baratos para a construção da cidade (Figura 3.1) (SILVA, 2019).

A construção de Goiânia recebeu contribuições do Engenheiro Civil Armando de Godoy, que deu sequência ao planejamento do arquiteto Attilio Corrêa Lima. Ambos eram influenciados pelo discurso de que a vegetação urbana deveria ser pensada para contrastar efeitos adversos do modelo de cidade do capitalismo industrial, integrando-se “harmoniosamente ao traçado e às funções urbanas,

com áreas verdes de recreação permeando toda a malha e, ainda, circundando o espaço urbano” (RIBEIRO, 2004, p.68).

Figura 3.1 – Registro histórico da demarcação do ponto central de Goiânia sobre áreas campestres, por Atilio Corrêa Lima (no centro).



A fotografia (autor desconhecido, 1932) consta no acervo do Museu de Imagem e Som de Goiás.

Fonte: Silva (2019).

Todavia, a execução do plano proposto enfrentou dois obstáculos: poucas verbas públicas, que abriu margem para empresas do setor imobiliário criarem espaços mais valorizados do que outros; e atração de migrantes para a região, que tinham menos condições financeiras, ocupando áreas irregulares, periféricas ou nas margens da vegetação ripária (SILVA, 2019). Vários estudos tem relatado condições socioambientais precárias de ocupações irregulares na beira dos rios e próximas a aterros, na periferia da cidade (JORDÃO; COSTA E SILVA, 2014; OLIVEIRA; SANTOS, 2012; OLIVEIRA; SENA, 2012).

Goiânia, fundada em busca da "modernidade", acabou sendo caracterizada pela segregação da população no espaço, assim como São Paulo, Florianópolis e Salvador (HENRIQUE, 2009). A vegetação de Goiânia, que motivou a escolha do espaço de construção da cidade, foi parcialmente suprimida para fins de

expansão urbana, e, posteriormente, (re)construída para atender a parcela mais rica da população (SILVA, 2019). Atualmente, alguns espaços na cidade ainda são mal arborizados, tendo em vista que Goiânia é considerada uma cidade quente e que também sofre influência das ilhas de calor (MARTINS, 2012; (SAKATA; SOUZA, 2017).

Em Goiânia, os parques são associados à valorização dos empreendimentos imobiliários (MEDEIROS, 2017). A população pobre e negra, sem condições de investir em moradias, ocupa zonas carentes de serviços, como lazer nas Áreas Verdes Públicas, saneamento, coleta de lixo, segurança, hospitais e transporte (ARAÚJO; SILVA JÚNIOR, 2017). Nesses bairros desassistidos, as categorias do Verde Urbano são, em sua maioria, os lotes vagos e as Unidades de Conservação, territórios de disputa entre o uso público e o setor imobiliário (SOUZA, 2019). Quando há algum parque ou praça nestes bairros, costumam ser simples, com pouca arborização e manutenção. Porém, mesmo que minimamente equipados, eles são fundamentais para promover o comércio local em feiras, brinquedos para crianças, descanso mental e interação social a uma população com jornadas de trabalho de mais de 12h diárias (VIEIRA, 2020).

Por essa realidade, conhecida historicamente e *in situ* em alguns bairros, reitera-se a importância de estudar a equidade espacial do Verde Urbano em Goiânia, considerando diferentes grupos populacionais potencialmente desfavorecidos.

3.2 A vegetação e o clima de Goiânia

O bioma Cerrado, onde o município de Goiânia está inserido (Figura 3.2), caracteriza-se por diferentes fitofisionomias: formações campestres, savânicas e florestais. As formações florestais, exceto pelas Matas Secas que podem perder todas as folhas no período seco, são semidecíduas (i.e., perdem parte das folhas durante a seca) ou perenifólias (i.e., não apresentam perda de folhas evidente durante a seca) (RIBEIRO; WALTER, 2008).

A Cobertura Arbórea de formações savânicas possui folhas mais resilientes ao período seco, sofrendo menos com a restrição hídrica. No entanto, sua estatura é mais baixa e a distribuição mais espaçada, favorecendo um estrato herbáceo-arbustivo vigoroso durante o período chuvoso. A densidade do estrato arbóreo

das formações savânicas costuma ser menor, quanto maior a ocorrência de fogo, que se propaga mais facilmente sobre as áreas campestres. Assim, os campos são mais sensíveis ao regime hídrico e caracterizados pelo predomínio de cobertura herbácea com densidades variadas de vegetação arbustiva (RIBEIRO; WALTER, 2008).

Figura 3.2 – Localização do estado de Goiás, do bioma Cerrado, de Goiânia e seus municípios limítrofes.



Fonte: Produção do autor.

As características apresentadas referem-se à vegetação natural do bioma. Entretanto, segundo o último Plano Diretor de Arborização Urbana de Goiânia, estima-se que cerca de 60% das espécies arbóreas sejam exóticas ao Cerrado. Das 15 espécies arbóreas mais frequentes (72% da arborização da cidade), 92% são exóticas, podendo apresentar diferentes tipos de adaptação à seca (AMMA, 2006). Além da arborização de Goiânia, compõem a sua vegetação: gramados dos campos de futebol, áreas destinadas à agricultura urbana, as gramíneas, arbustos, árvores das praças e até florestas dos parques.

Com relação ao clima, em Goiânia, predomina-se o tropical úmido (Aw), pela classificação de Köppen. O período seco se estende por cinco a seis meses entre as estações de inverno e primavera e as chuvas máximas ocorrem durante o verão. Mesmo com a seca prolongada, a precipitação média anual atinge cerca de 1.500 mm (CASAROLI et al., 2018).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

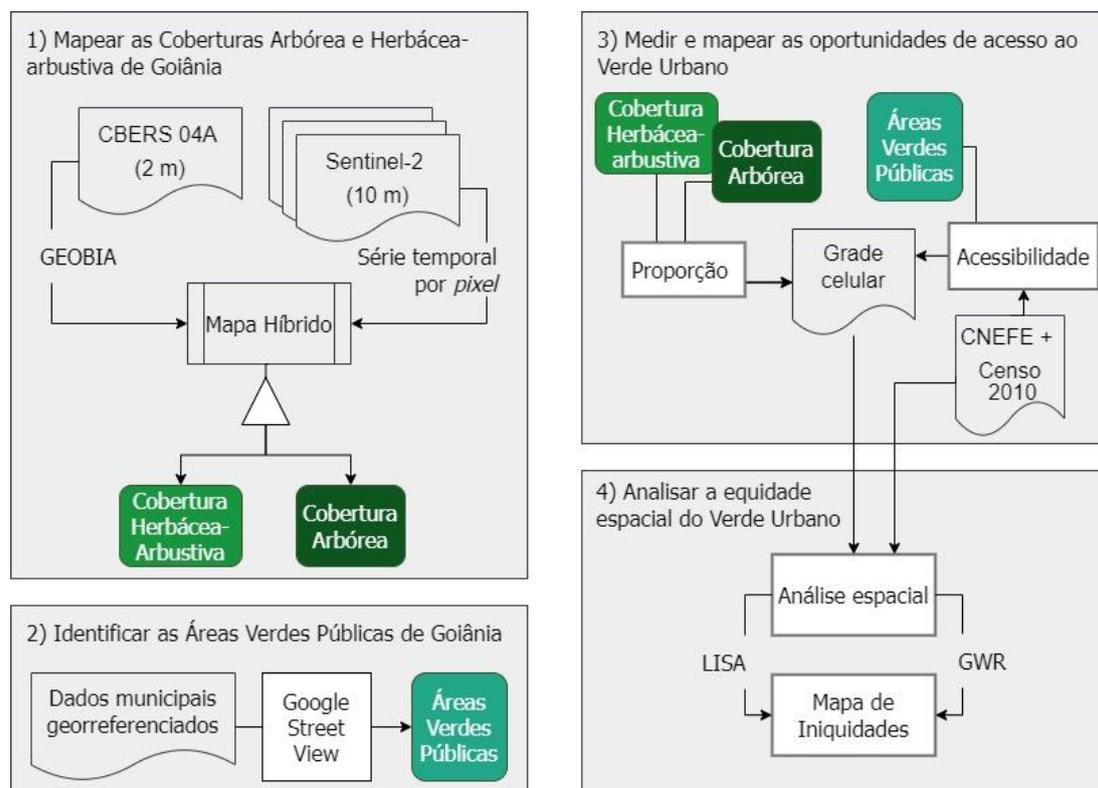
Para o estudo da equidade espacial do Verde Urbano em Goiânia, a metodologia deste trabalho (Figura 4.1) inicialmente identifica e mapeia o Verde Urbano expresso pelas três categorias definidas: as Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva (Etapa 1) e as Áreas Verdes Públicas (Etapa 2). Na sequência, a oportunidade de acesso a cada uma das categorias do Verde Urbano é medida e mapeada (Etapa 3). Finalmente, considerando as oportunidades de acesso a cada categoria do Verde Urbano e a distribuição das variáveis demográficas e socioeconômicas, mapeiam-se as iniquidades das oportunidades de acesso ao Verde Urbano (Etapa 4).

As próximas seções detalham a aquisição e preparação dos dados e os métodos empregados em cada etapa metodológica: mapeamento dos tipos de vegetação urbana (Seção 4.1); identificação das Áreas Verdes Públicas de Goiânia (Seção 4.2); mapeamento das oportunidades de acesso ao Verde Urbano (Seção 4.3); análise da equidade espacial do Verde Urbano (Seção 4.4).

4.1 Classificação de imagens para mapear a cobertura vegetal urbana

Para mapear as Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva da cidade de Goiânia, combinaram-se diferentes sensores e abordagens de mapeamento. Foram utilizadas imagens do sensor WPM, do satélite CBERS 04A, e cubos de dados do sensor MSI, do Sentinel-2. Os dados WPM estão disponíveis no catálogo de imagens do INPE, com nível de processamento L4 (i.e., com correções radiométrica e geométrica e com ortorretificação). A câmera WPM possui quatro bandas com resolução espacial de 8 m, nas faixas do azul, verde e vermelho (B1: 0,45 - 0,52 μm , B2: 0,52 - 0,59 μm , B3: 0,63 - 0,69 μm) e no infravermelho próximo (B4: 0,77 - 0,89 μm), além de uma pancromática (P: 0,45 - 0,90 μm) com resolução espacial de 2 m (INPE, 2019). Para esse sensor, Goiânia está completamente localizada na órbita 208, ponto 134. Foi selecionada uma imagem livre de nuvens, obtida no início da estação seca, na data de 03 de maio de 2020. Pela análise visual da cena selecionada e dos cubos Sentinel-2, não necessário realizar registro da imagem CBERS 04A.

Figura 4.1 – Fluxograma das etapas de trabalho do esquema metodológico proposto.



1) Construção de um Mapa Híbrido pela combinação da classificação de uma imagem multiespectral CBERS 04A WPM fusionada (2 m) baseada em objetos (GEOBIA) e a classificação de uma série temporal Sentinel-2 MSI (10 m) por *pixel*. Do Mapa Híbrido, as Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva foram selecionadas.

2) Seleção das Áreas Verdes Públicas nas bases municipais e do *Open Street Map*, com auxílio de fotos do *Google Street View*.

3) Mapeamento das proporções dos tipos de coberturas de vegetação e da acessibilidade às Áreas Verdes Públicas, com auxílio de dados do Cadastro Nacional de Endereços para Fins Estatísticos (CNEFE) e dos residentes do Censo 2010.

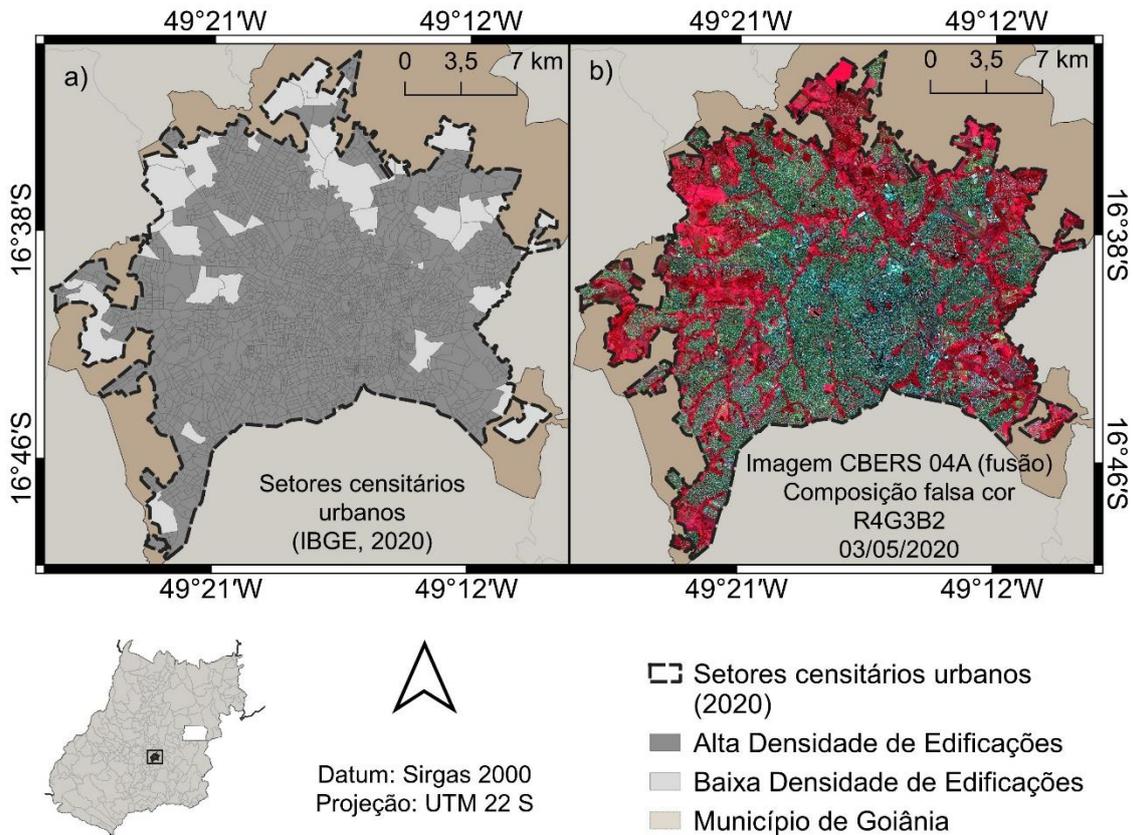
4) Geração dos mapas de iniquidade espacial do Verde Urbano para cada grupo populacional, a partir da combinação de mapas do Indicador Local de Associação Espacial (LISA), de cada variável, e da Regressão Geograficamente Ponderada (GWR), da relação entre cada categoria do Verde Urbano (variável dependente) e cada grupo populacional (variável independente).

Fonte: Produção do autor.

A malha dos setores censitários de 2020 classificados como “área urbana com alta densidade de edificações” e “área urbana com baixa densidade de edificações” foram utilizadas como uma máscara para mapeamento da vegetação urbana de Goiânia (Figura 4.2). Embora os dados populacionais para a análise de equidade sejam do último censo (2010), os dados de cobertura da

terra são mais recentes. Portanto, preferiu-se selecionar os setores censitários em situação urbana mais atuais para delimitar a área de mapeamento da cobertura. Além disso, o mapa de cobertura poderá ser aproveitado em futuras pesquisas, quando dados populacionais atualizados do censo demográfico estiverem disponíveis.

Figura 4.2 – Delimitação da área de estudo para mapeamento da cobertura vegetal urbana. (a) Malha de setores censitários urbanos de 2020 e (b) imagem CBERS 04A em falsa cor (R4G3B2 - infravermelho próximo, vermelho, verde).

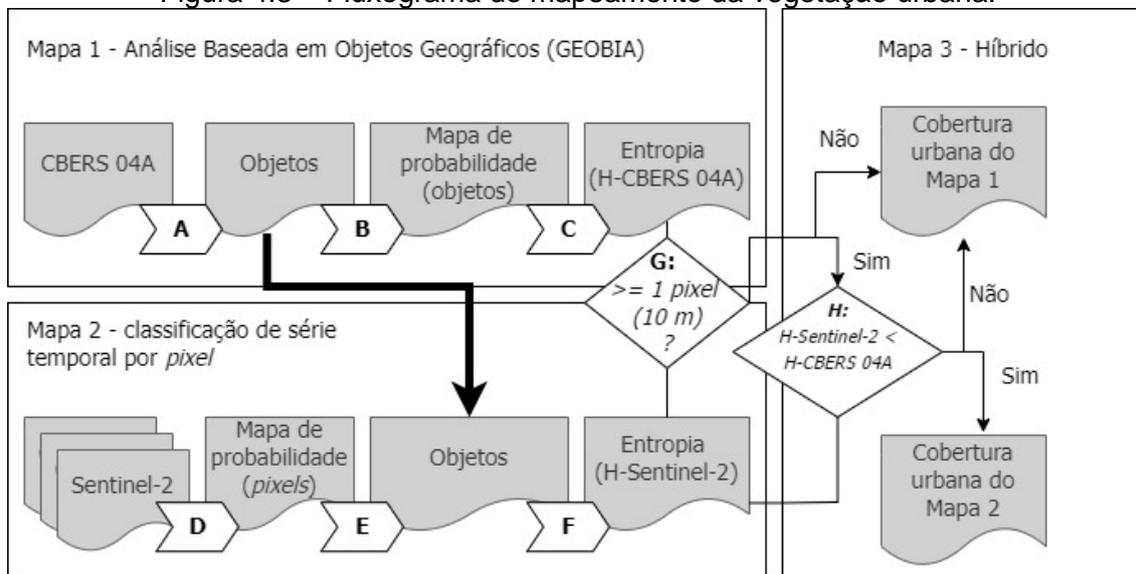


Fonte: Produção do autor.

Para o mapeamento das Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva, com uso de dados e *softwares* livres, foi produzido um Mapa Híbrido a partir de duas abordagens de classificação. O fluxograma geral metodológico está na Figura 4.3. As próximas seções detalham os métodos da primeira abordagem – CBERS 04A WPM GEOBIA (Seção 4.1.1) e da segunda abordagem – Sentinel-2 MSI série temporal por *pixel* (Seção 4.1.2); e o método para produzir o Mapa Híbrido (Seção 4.1.3). Adicionalmente, a validação do Mapa Híbrido e teste estatístico

para comparar se a combinação de abordagens contribuiu significativamente para a identificação da cobertura vegetal estão descritos na Seção 4.1.4.

Figura 4.3 – Fluxograma do mapeamento da vegetação urbana.



O fluxograma ilustra a produção de um Mapa Híbrido a partir de dois mapas produzidos com abordagens de mapeamento distintas. Mapa 1 – A: segmentação de uma imagem multiespectral livre de nuvens fusionada; B: extração de atributos e cálculo das probabilidades de cada classe com *Random Forest*; C: cálculo da entropia de Shannon para os objetos do Mapa 1. Mapa 2 – D: uso do *Random Forest* para o cálculo das probabilidades de cada classe por *pixel* da série temporal de 24 cubos de dados Sentinel-2; E: agregação das probabilidades calculadas nos *pixels* para objetos (da etapa A), usando a média ponderada pela área de sobreposição dos *pixels*; F: cálculo da entropia de Shannon para objetos referentes ao Mapa 2. Mapa Híbrido – atribuição final da classe de cobertura: se os objetos são maiores que *pixel* Sentinel-2 (G) e a entropia do Mapa 2 é menor que a do Mapa 1 (H), atribuiu-se a classe do Mapa 2, senão a classe do Mapa 1 foi mantida.

Fonte: Produção do autor.

4.1.1 Mapa 1 – Análise Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA)

O foco principal dessa abordagem foi distinguir as classes Cobertura Arbórea e Cobertura Herbácea-Arbustiva das outras usualmente observadas em estudos de classificação de alvos urbanos (PINHO et al., 2012, RIBEIRO; FONSECA, 2012): Água, coberturas com Alto Albedo e Baixo Albedo, Telha de Cerâmica, Sombra e Solo. Estas classes também foram representativas na área de estudo (Tabela 4.1) e, portanto, foram definidas para a classificação de cobertura.

Inicialmente, foi realizada a composição colorida das bandas multiespectrais do CBERS 04A (WPM) no *TerraView* (v.5.5.1) e fusionadas com a banda pancromática utilizando a biblioteca Geospatial Data Abstraction Library (GDAL) disponível no *Quantum Gis* (v.3.16.4), produzindo uma imagem multiespectral de 2 metros de resolução espacial. Objetivou-se segmentar a imagem para distinguir os tipos de vegetação das outras coberturas urbanas em toda a área de estudo (451 km²).

Tabela 4.1 – Chave de interpretação dos alvos de cobertura da terra urbana da área de estudo para a imagem CBERS 04A (WPM) fusionada, composição (R3G2B1) - cor verdadeira.

Coberturas urbanas	Descrição	Exemplo de amostras Composição: cor verdadeira	
Água	Coberturas escuras características da baixa reflectância da água na faixa do visível e infravermelho. Alguns afloramentos de alga ou lixiviação podem conferir tons verdes ou marrons no corpo hídrico. A sua textura na imagem é lisa.		
Alto Albedo	Cobertura com materiais claros de alta reflectância para todo espectro visível, como telhas metálicas, fibras de amianto e concreto claro.		
Baixo Albedo	Coberturas de cores cinza a cinza-escuro, de materiais de baixa reflectância espectral, como asfalto, grama artificial e telhas de cimento.		
Cobertura Arbórea	Áreas cobertas predominantemente por árvores com tons de verde. Representam áreas estratificadas com vegetação de diferentes alturas, conferindo uma textura rugosa na imagem.		
Cobertura Herbácea-Arbustiva	Coberturas com tons de verde mais claros quando irrigadas, tons de bege quando secas, ou marrom quando úmidas. A Cobertura Herbácea-Arbustiva é mais propensa ao fogo, sendo provável encontrar áreas queimadas nas cores marrom ou preta. Normalmente, apresentam textura lisa.		

(Continua)

Tabela 4.2 – Conclusão.

Coberturas urbanas	Descrição	Exemplo de amostras Composição: cor verdadeira	
Solo	Apresenta tons variáveis de marrom, vermelho, laranja e amarelo, e textura variável, mais para lisa.		
Sombra	Edifícios altos podem produzir áreas sombreadas, que pela ausência de reflectância, correspondem a cores pretas e de textura lisa.		
Telha de Cerâmica	Telhados cobertos por telhas de cerâmica, de resposta espectral semelhante ao Solo. Apesar da textura ser variável, distingue-se do Solo pelo arranjo e disposição dos telhados e edificações.		

Fonte: Produção do autor.

Para este estudo, foi utilizado o algoritmo de segmentação *Mean Shift* (COMANICIU; MEER 2002), disponível gratuitamente no *plugin* Orfeo ToolBox (v.7.2) do QGIS (v.3.16.4), que considera uma função de densidade *kernel* para agrupar *pixels* com valores próximos nos domínios espacial e espectral (*range*), de acordo com parâmetros definidos pelo analista. A partir de testes iniciais, observou-se que o aumento do parâmetro espacial, que controla o tamanho da janela de *pixels* vizinhos, aumenta consideravelmente o tempo de processamento da imagem. Assim, manteve-se o valor sugerido pelo algoritmo (5) e variou-se apenas o *range*, que impactava mais a segmentação a um menor custo computacional. Quanto maior o *range*, *pixels* mais diferentes espectralmente são mesclados em um objeto. Os valores 15 (sugerido pelo algoritmo), 30, 40, e 50 foram testados. Por interpretação visual, observou-se que o valor inicial supersegmentava áreas muito homogêneas, e acima de 30 passava a mesclar mais objetos de classes diferentes. Por isso, o *range* escolhido foi 30. Para evitar objetos muito pequenos, incompatíveis com o tamanho de um *pixel* do Sentinel-2 (10 m) definiu-se 50 *pixels* da imagem CBERS 04A WPM fusionada como o tamanho mínimo dos objetos. Portanto,

objetos menores que 200 m² foram mesclados às regiões adjacentes mais similares no domínio espectral.

Para extrair atributos espectrais e espaciais da imagem fusionada para os objetos, utilizou-se a versão 2.0.1 do plugin *Geographich Data Mining Analyst* (GeoDMA) (KORTING et al., 2008) do *Terra View* (v.5.5.1). O GeoDMA calcula 21 atributos espectrais (i.e., relacionados à cor e textura) por banda e 17 espaciais (Tabela A.1). Considerando as bandas multiespectrais da WPM, 84 atributos espectrais mais 17 espaciais (101 no total) foram definidos para o processo de classificação. De acordo com estudos anteriores (KÖRTING; FONSECA; CÂMARA, 2013), atributos extraídos pelo GeoDMA contribuíram para classificar diferentes coberturas urbanas com 85% de exatidão global, dentre elas, a coberturas arbórea e herbácea.

Similar à estratégia para coletar amostras de treinamento e teste proposta por Carneiro, Lopes e Espíndola (2021), cada objeto amostrado foi analisado com imagens históricas do *Google Earth*, a fim de verificar sua consistência ao longo do horizonte temporal do estudo (09/05/2019 – 08/05/2020). Assim, garantiu-se um comportamento espectro-temporal mais fiel para cada classe.

A identificação das amostras foi realizada por interpretação visual, buscando representar a variabilidade espectral de cada classe. As amostras consistiram em 2.600 objetos distribuídos ao longo da área de estudo, estratificadas nas oito classes de cobertura (Tabela 4.1). Dois terços das amostras de cada classe foram aleatoriamente selecionados para treinamento e um terço, para teste. Com essa quantidade de amostra foi possível garantir representatividade das classes e um valor mínimo de 50 amostras de teste (Tabela A.2), como sugerido por Congalton (1991).

O classificador *Random Forest* foi escolhido para a classificação por algumas de suas características: 1) é não paramétrico e pode lidar com a classificação de padrões bem distintos de uma mesma classe, como é o caso da Cobertura Herbácea-Arbustiva neste estudo; 2) gera vetores de probabilidades às classes a que o classificador foi treinado, calculados a partir do número de votos das

árvores de decisão; e 3) lida com análise de vários atributos e permite ranqueá-los por ordem de importância (BELGIU; DRĂGUT, 2016).

Como parâmetros para a classificação, foram definidos o número de árvores igual a 500 (*nTrees*), e o número de atributos selecionados aleatoriamente para testar a divisão de cada nó das árvores (*mtry*) igual a 10. O número de árvores escolhido é amplamente utilizado em outros estudos (BELGIU; DRĂGUT, 2016) e o *mtry* é, normalmente, a raiz quadrada do número de atributos disponíveis para classificação, diminuindo o custo computacional e a correlação entre as árvores (GISLASON; BENEDIKTSSON; SVEINSSON, 2006).

Para esta análise, o *Mean Decrease Gini Index* foi usado para ranquear os atributos mais importantes no processo de classificação. Esse índice calcula, na média para todas as árvores de decisão, o quanto cada variável conseguiu reduzir a incerteza nas divisões de cada nó. Quanto maior o índice calculado para variável, maior sua importância na classificação (BREIMAN, 2001).

Ao final, foi produzida uma tabela de atributos contendo as probabilidades de cada objeto pertencer a cada classe de cobertura, e a classe selecionada para cada objeto (i.e., aquela de maior probabilidade). Deste processamento, dois resultados do Mapa 1 foram produzidos: um mapa de probabilidade para cada classe e um mapa temático com a classe de maior probabilidade.

4.1.2 Mapa 2 – Classificação de série temporal por *pixel*

A segunda abordagem se vale da informação temporal, para a classificação de cubo de dados Sentinel-2 MSI (10 m) da plataforma do *Brazil Data Cube* (BDC) com a intenção de que os resultados resolvessem possíveis confusões da primeira abordagem de classificação. Foram utilizadas as bandas do visível (B2, B3 e B4), do infravermelho próximo (B8) e os índices espectrais NDVI e EVI da coleção S2-SEN2COR_10_16D_STK-1⁴ com 10 m de resolução espacial. São

⁴ Esse cubo foi gerado a partir de dados de reflectância de superfície processadas pelo algoritmo Sen2Cor. Os dados são reprojatados e recortados para os *tiles* do BDC, considerando uma função de composição temporal de 16 dias utilizando o melhor *pixel* (Stack). O Stack consiste em ranquear as imagens a cada 16 dias de observação pelo número válido de observações e

disponibilizados cerca de 24 cubos de dados Sentinel-2 em um ano. Mais detalhes sobre a organização e pré-processamento realizados pelo BDC, tais como correção atmosférica, filtro de nuvens e mosaicos, encontram-se em Ferreira et al. (2020). Nesse banco de dados, Goiânia está completamente inserida no *tile* 087101. Utilizaram-se os cubos de 09 de maio de 2019 a 08 de maio de 2020 para este estudo, de modo que o último cubo fosse de uma data próxima à da imagem CBERS 04A.

O acesso e processamento dos cubos Sentinel-2 foram realizados *online*, por meio do pacote SITS (v.15.0.1-3) (SIMOES et al. 2021) para a região de interesse (latitude 1: -16,5356; longitude 1: -49,4444; latitude 2: -16,8273; longitude 2: -49,1482). Considerando as quatro bandas e os dois índices espectrais em 24 observações temporais (6 x 24), a cada *pixel* foram atribuídas 144 variáveis.

Para a amostragem, foi selecionado um ponto georreferenciado dentro e distante da borda de cada objeto, previamente amostrado na primeira abordagem. A coerência das amostras foi verificada nos diferentes padrões espectro-temporais das classes, úteis na distinção dos tipos de vegetação entre si, pois variam ao longo do tempo de forma distinta; e na distinção entre a vegetação e edificações e solos urbanos, cujos padrões espectro-temporais são mais estáveis no tempo.

A distribuição espacial e do número de amostras por classe foram mantidas conforme a primeira abordagem (Tabela A.2). Similarmente, dois-terços das amostras foram destinados para treinamento e um-terço para teste da classificação. O classificador utilizado nessa abordagem também foi o *Random Forest* ($n_{tree} = 500$; $m_{try} = 12$) para classificar os *pixels* Sentinel-2. Deste processamento, dois arquivos matriciais foram obtidos como resultado: o primeiro contendo oito bandas equivalentes à probabilidade de cada classe ser

selecionar o melhor pixel de cada uma, assegurando maior probabilidade do pixel com menos cobertura de nuvem ser selecionado (FERREIRA et al., 2020). Durante o processamento dos dados dessa dissertação, a série temporal utilizada ainda estava em uma coleção auxiliar em fase de consolidação (S2-recent_10_16D_STK-1), mas em breve todos os dados Sentinel-2 serão consolidados na coleção S2-SEN2COR_10_16D_STK-1.

atribuída aos *pixels*; e o segundo, um mapa temático cujos *pixels* foram rotulados com a classe de maior probabilidade.

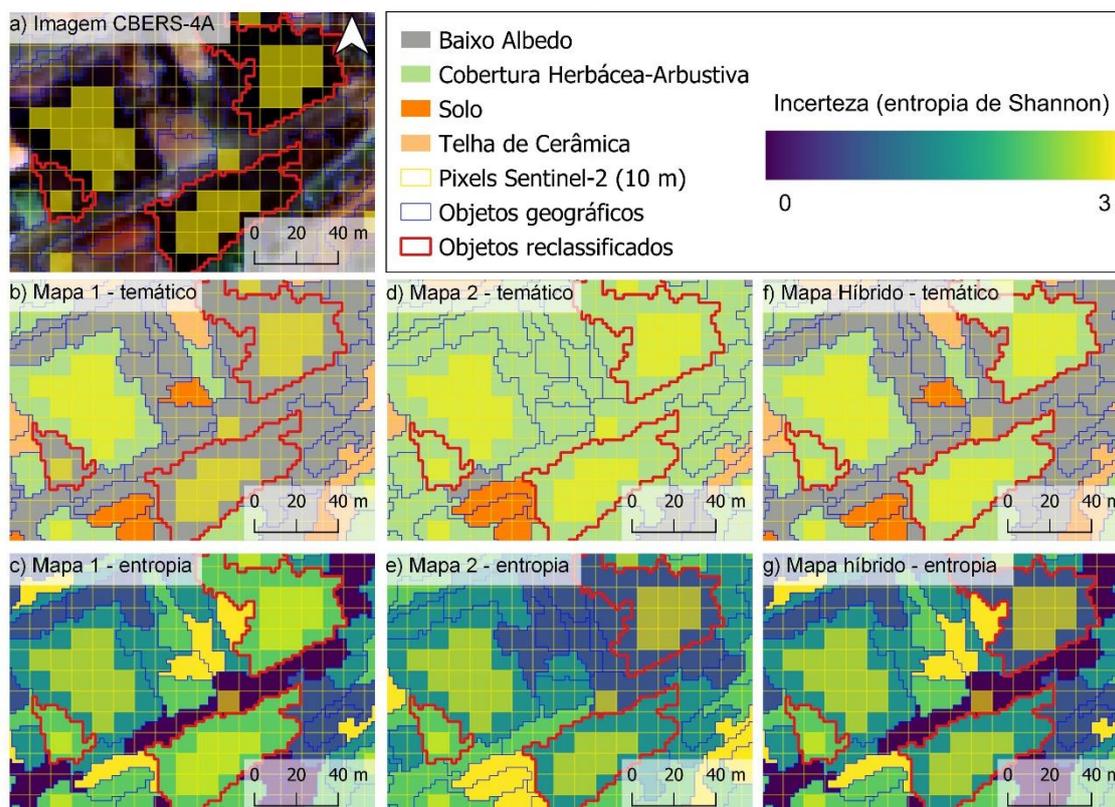
4.1.3 Mapa 3 – Híbrido

Para o Mapa Híbrido, objetos do Mapa 1 foram definidos como unidade espacial de análise, e as informações temporais das classes do Mapa 2 foram utilizadas para corrigir possíveis confusões do Mapa 1. Assim, inicialmente, os valores de probabilidade calculados para os *pixels* do Mapa 2 foram agregados aos objetos do Mapa 1. Para isso, calculou-se a média ponderada dos valores de probabilidades dos *pixels*, considerando a área de cada *pixel* sobreposta pelos objetos como fator de ponderação. A função utilizada nessa operação foi a *exact extract*, da biblioteca homônima, para linguagem R, ilustrada no Apêndice A (Figura A.1).

Na sequência, calculou-se a incerteza a partir dos vetores de probabilidade referentes aos objetos do Mapa 1 e do Mapa 2. Definiu-se a entropia de Shannon como medida de incerteza, pois ela considera a possibilidade de confusão entre duas ou mais classes de cobertura. Neste estudo, com oito classes possíveis em cada um dos mapas, a escala dos valores de entropia pode variar de zero a três. O menor valor de entropia entre os Mapas 1 e 2 foi um primeiro critério utilizado para definir a classe final do Mapa Híbrido.

Outro critério para atribuir a classe final do Mapa Híbrido foi que pelo menos um *pixel* Sentinel-2 fosse completamente sobreposto pelo objeto a ser reclassificado. Assim, certificou-se que as classes atribuídas na classificação CBERS 04A WPM GEOBIA fossem mantidas em objetos que não tivessem tamanho e forma compatíveis com ao menos um *pixel* de 10 m (p.ex., ruas, estradas, pequenos fragmentos de árvores, canteiros centrais). Um resumo do processo de seleção da classe final do Mapa Híbrido, considerando a entropia de Shannon e a compatibilidade de área ao *pixel* Sentinel-2, está na Figura 4.4

Figura 4.4 – Processo de produção do Mapa Híbrido pela seleção dos objetos com menor incerteza sobrepostos a pelo menos um *pixel* Sentinel-2 (10 m).



Inicialmente, nota-se um recorte arbitrário da área de estudo com a cena CBERS 04A de 03/05/2020 (a). As cores mais escuras referem-se a uma área de Cobertura Herbácea-Arbustiva queimada. O grid Sentinel-2 (10 m), em amarelo, e a delimitação dos objetos, em azul, servem de referência para identificar as unidades espaciais de análise ao longo do processo. Nota-se que a maioria das áreas queimadas foi confundida no Mapa 1 com Baixo Albedo (b) e apresentaram valores mais altos de entropia (c). O Mapa 2 classificou corretamente a maioria das áreas queimadas como Cobertura Herbácea-Arbustiva, que, em alguns objetos, apresentaram entropia menor (e) que a do Mapa 1. Se estas áreas de menor entropia no Mapa 2 possuíam pelo menos um *pixel* Sentinel-2 sobreposto, atribuiu-se a classe (f) e a entropia (g) do Mapa 2, senão, manteve-se a do Mapa 1.

Fonte: Produção do autor.

4.1.4 Validação dos resultados

Para avaliar o Mapa Híbrido, foram selecionados, inicialmente, apenas os objetos reclassificados. Atribuiu-se um ponto aleatório dentro de cada objeto reclassificado e desses pontos realizou-se uma amostragem aleatória, independente e estratificada, para contabilizar os resultados de classificações de ambos os mapas (Tabela A.3). Os pontos foram verificados com auxílio da série

histórica do *Google Earth*, sendo validada a classe majoritária dos anos de 2019 e 2020, para alguns casos em que se observou alguma mudança de cobertura do ponto amostrado. Para verificar se o método híbrido melhorou a acurácia para as áreas de vegetação, realizou-se um teste unilateral sobre a proporção de acerto de duas populações (MONTGOMERY; RUNGER, 2003) para as classes de Cobertura Arbórea e Cobertura Herbácea-Arbustiva, conforme descrito na Equação 4.1:

$$Z_0 = \frac{\hat{P}_2 - \hat{P}_1}{\sqrt{\hat{P}(1-\hat{P})\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}}, \quad (4.1)$$

em que \hat{P}_2 é a proporção dos objetos do Mapa Híbrido reclassificados corretamente pelo Mapa 2 e \hat{P}_1 a proporção dos objetos reclassificados, mas que tinham sido classificados corretamente pelo Mapa 1. \hat{P} é a média ponderada das proporções de classes corretas, considerando o número de amostras em cada caso, n_1 e n_2 . A hipótese nula ($H_0: P_1 = P_2$) foi rejeitada se $Z_0 > Z_\alpha$, considerando 1% de significância. Ou seja, com esse teste, compara-se quanto que o Mapa 2 acertou em relação ao Mapa 1 na atribuição final das áreas reclassificadas no Mapa Híbrido.

Para validar o Mapa Híbrido, nova amostragem aleatória e estratificada foi realizada de acordo com os resultados da classificação, avaliando-se um ponto aleatório por objeto amostrado, também com a série histórica do *Google Earth*. Neste caso, diferentemente da validação dos objetos reclassificados, qualquer objeto do Mapa Híbrido foi elegível para amostragem. A estratificação das amostras também está na Tabela A.3.

4.2 Identificação das Áreas Verdes Públicas de Goiânia

Duas bases de dados geográficos foram acessadas para aquisição de dados das Áreas Verdes Públicas de Goiânia. Uma delas foi MUBDG (versão 25) da prefeitura de Goiânia (COMDATA, 2016). O MUBGD foi corrigido por volta de 2006, a partir de uma ortofoto na escala 1:5.000, para fins de consolidação do Plano Diretor Municipal (NAZARENO; FERREIRA; MACEDO, 2007), ainda vigente pela Lei Complementar Nº 171, de 29 de maio de 2007 (GOIÂNIA, 2007). No MUBDG, encontram-se geo-objetos das quadras e das Unidades de

Conservação cadastradas em Goiânia, mas não necessariamente todos esses loteamentos foram implementados, tampouco são dotados de equipamentos públicos. Muitos ainda são reservas naturais inacessíveis ou lotes com alguma vegetação. Ao todo, havia 844 quadras e 223 Unidades de Conservação a serem analisadas.

Por isso, e considerando que a última versão do MUBDG é de 2016, a base de dados do OSM foi utilizada de modo auxiliar. O OSM é um projeto internacional de compilação de dados geográficos por voluntários. Sua base de dados tem sido útil para áreas de estudos que carecem de serviços para levantamento de dados georreferenciados, além do seu acesso ser gratuito (HUANG; YANG; JIANG, 2018; IRAEGUI; AUGUSTO; CABRAL, 2020).

Utilizou-se o *plugin OSMDownloader (v.1.0.3)*, disponível para o *software Quantum GIS (v.3.16.4)*, para adquirir os dados vetoriais. Posteriormente filtraram-se as classes e atributos que poderiam representar uma *Área Verde Pública* na área de estudo: *recreation ground* e *forest* do atributo *landuse*; *park*, *playground*, *sportscenter*, *pitch*, *Garden*, *fitness_station*, do atributo *leisure*; e *square* do atributo *place*. Ao todo, foram analisados 966 geo-objetos do OSM.

Com os geo-objetos de ambas as bases (MUBDG e OSM), foram excluídos 312 do OSM que correspondiam a uma mesma área cadastrada pelo MUBDG. Priorizou-se manter as áreas do MUBDG por ser uma base governamental do planejamento urbano de Goiânia. A partir disso, verificou-se se cada um dos 1.721 geo-objetos restantes (1.067 do MUBDG e 654 do OSM) era considerado uma *Área Verde Pública* para este estudo, ou seja, uma praça ou parque público, com um mínimo de infraestrutura e/ou equipamento público, tais como área para caminhada, bancos, parquinho, área de ginástica, quadra esportiva e ciclovia.

Essa verificação foi realizada com imagens de alta resolução do *Google Earth* e, principalmente, com fotografias do *Google Street View* registradas a partir do ano de 2019, para que fossem próximas do período do mapeamento da vegetação. De todas as áreas, 61 não tinham imagens ou fotografias recentes para consulta e foram verificadas *in loco*, nos dias 18 e 21 de setembro de 2021, sendo 13 validadas como geo-objetos de *Área Verde Pública*.

4.3 Mapeamento das oportunidades de acesso ao Verde Urbano

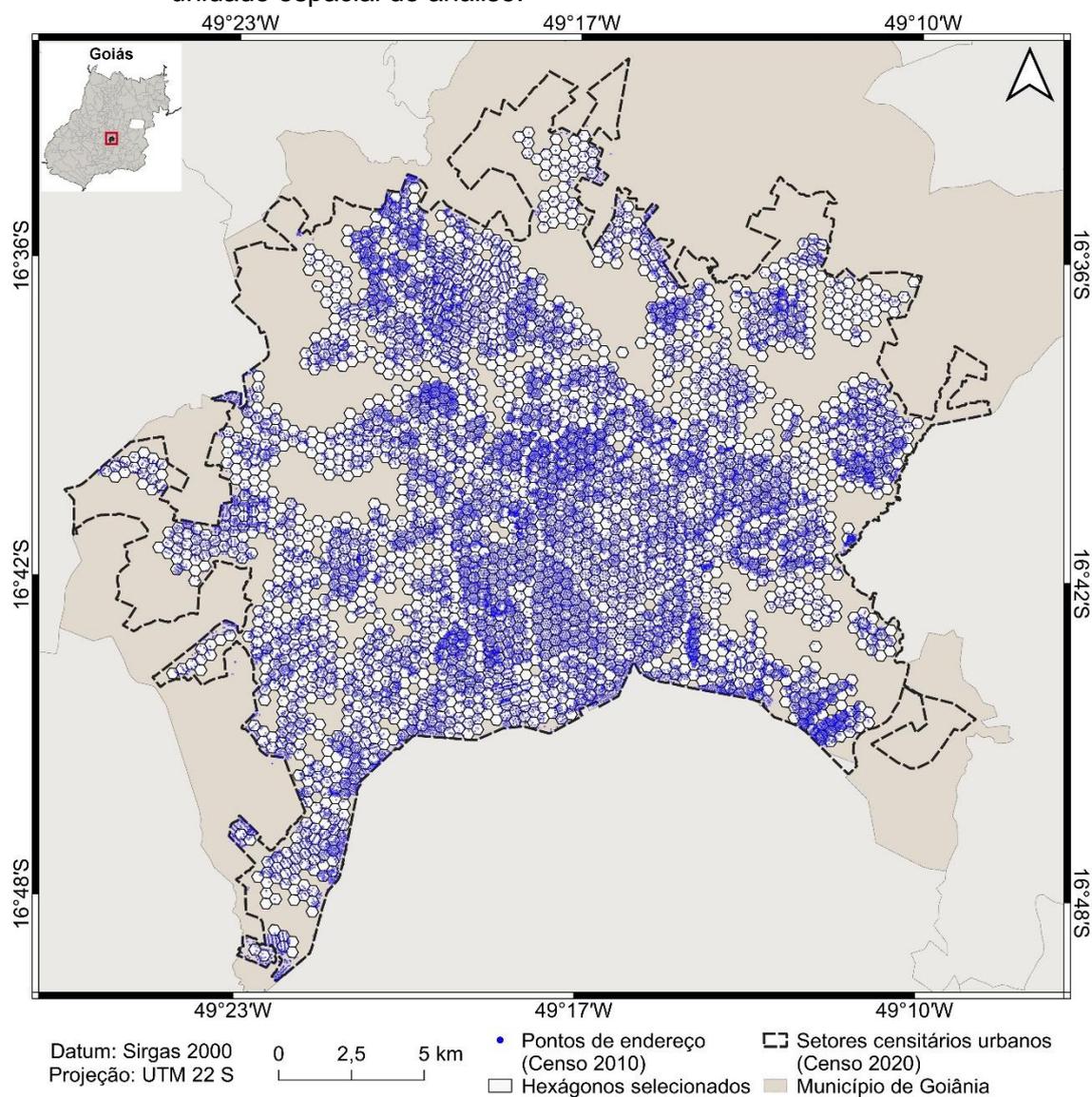
Os dados do Verde Urbano empregados para essa etapa foram os objetos geográficos representando os tipos de vegetação urbana, obtidos do Mapa Híbrido da Seção 4.1.3, e os geo-objetos das Áreas Verdes Públicas de Goiânia, selecionadas de acordo com o descrito na Seção 4.2.

Como unidade de análise para esse mapeamento foram utilizadas as grades celulares hexagonais do projeto “Acesso a Oportunidades”, do Instituto de Pesquisas Econômicas Aplicadas (IPEA). Cada célula possui uma diagonal de aproximadamente 357 m, favorecendo análises em áreas urbanizadas sem comprometer o custo de processamento (PEREIRA et al., 2019). Para Goiânia, cada hexágono compreendeu cerca de quatro quadras e foram selecionadas apenas as células de áreas consideradas urbanizadas, com pessoas residentes, de acordo com o Censo de 2010, dentro da malha urbana do Censo 2020 (IBGE, 2020). As faces de logradouro com dados do Cadastro Nacional para Fins Estatísticos (CNEFE) do Censo 2010, que indicam a presença de ocupação humana, foram base para a seleção (Figura 4.5).

As faces de logradouro são geo-objetos do tipo linha e informam em seus atributos o número de domicílio e o código do setor censitário onde estão localizadas. Das faces, foram extraídos seus centroides, representando pontos de endereço de cada quadra com a respectiva quantidade de domicílios. Desta maneira, as grades celulares hexagonais foram úteis para que a proporção dos tipos de vegetação e os indicadores de acessibilidade pudessem representar uma média das oportunidades de acesso ao Verde Urbano mais próximas aos domicílios contidos em cada hexágono.

Além destes dados, a malha viária da cidade e um modelo digital de elevação foram necessários para calcular o potencial acesso às Áreas Verdes Públicas. A malha viária utilizada foi obtida do OSM para as áreas de intersecção com os setores censitários urbanizados do Censo de 2010, compatível com os dados de residentes em áreas urbanas. O modelo de elevação foi obtido com a Agência Municipal de Meio Ambiente da cidade, que concedeu um Modelo Digital do Terreno, com resolução espacial de 5 m.

Figura 4.5 – Distribuição dos pontos de endereço e dos hexágonos selecionados como unidade espacial de análise.



Fonte: Produção do autor.

4.3.1 Oportunidade de acesso aos tipos de vegetação

A proporção dos tipos de vegetação em cada unidade espacial de análise foi considerada uma *proxy* da oferta média desse recurso no entorno dos domicílios, conforme realizado por Nesbitt et al. (2019). Quanto maior essa proporção, maior a probabilidade de os residentes terem acesso a cada um desse tipo de vegetação e aos seus benefícios.

Assim, os métodos empregados nessa etapa consistiram basicamente em definir a proporção dos hexágonos sobrepostos pelas Coberturas Arbórea e Herbácea-

Arbustiva. Para tanto, realizou-se o preenchimento de atributos no *software TerraView* (v.5.5.1), com base na relação espacial entre os objetos de Cobertura Arbórea e Herbácea-Arbustiva e os hexágonos, considerando o “Percentual de cada classe por área”. Como resultado tem-se um vetor de atributos para cada classe de cobertura, com a porcentagem da unidade de análise interseccionada por cada uma. A Equação 4.2 ilustra o cálculo realizado:

$$Pr_i = \frac{C_i}{U_j}, \quad (4.2)$$

em que Pr_i é a parcela da unidade espacial de análise j sobreposta pela classe i ; C_i é a área total da classe i e U_j , a área da unidade espacial de análise j .

4.3.2 Oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas

Como o uso das infraestruturas e equipamentos das *Áreas Verdes Públicas* implica custo de deslocamento até elas, para medir a oportunidade de acesso utilizou-se o indicador de acessibilidade *Balanced Floating Catchment Area* (BFCA) que considera métricas de distância. Este indicador é estimado a partir de duas etapas principais, detalhadas a seguir com as equações, parâmetros e dados envolvidos.

4.3.2.1 Primeira etapa do cálculo do *Balanced Floating Catchment Area*

As Equações 4.3, 4.4, 4.5 apresentam os cálculos realizados na primeira etapa do BFCA.

$$P_j = \sum_{i=1}^n P_i w_{ij}^i, \quad (4.3)$$

em que P_i é o número de residentes em um ponto geográfico i ($i = 1, \dots, n$) e P_j é a soma ponderada de todos os residentes potencialmente servidos pela oportunidade j , ou seja, a demanda potencial desta oportunidade; w_{ij}^i representa a probabilidade dos residentes em i demandar a oportunidade $j = 1$ em relação às oportunidades $j = (2, \dots, J)$, estimado pela Equação 4.4:

$$w_{ij}^i = \frac{w_{ij}}{\sum_{j=1}^J w_{ij}}, \quad (4.4)$$

em que w_{ij} é uma ponderação realizada por uma função de decaimento do tempo de viagem entre o domicílio do residente i até a oportunidade j , considerando um meio de transporte (p.ex., caminhada, bicicleta etc.).

$$L_j = \frac{S_j}{P_j} = \frac{S_j}{\sum_{i=1}^n P_i w_{ij}^i}, \quad (4.5)$$

em que S_j é a capacidade de serviço, ou oferta, da oportunidade j (p. ex., área dos parques e praças) e L_j é o nível de serviço da oportunidade j (p. ex., área total dos parques e praças por habitante).

Os cálculos na primeira etapa do BFCA foram realizados em linguagem R, com auxílio do pacote R5R (PEREIRA et al., 2021b), que estima os tempos de viagem entre múltiplos pares de origem e destino com a função “*travel time matrix*”. Os seguintes parâmetros foram necessários: 1) localização geográfica dos residentes e 2) localização geográfica das Áreas Verdes Públicas, 3) tempo máximo admissível para se deslocar entre o ponto de endereço às Áreas Verdes Públicas; 4) e o modo de deslocamento. A malha viária e o Modelo Digital do Terreno para Goiânia foram dados auxiliares desta análise, pois o modelo considera o deslocamento sobre as ruas no cálculo de tempo de viagem e adiciona um custo de se caminhar em ruas mais íngremes, utilizando a função de caminhada de Tobler (TOBLER, 1993).

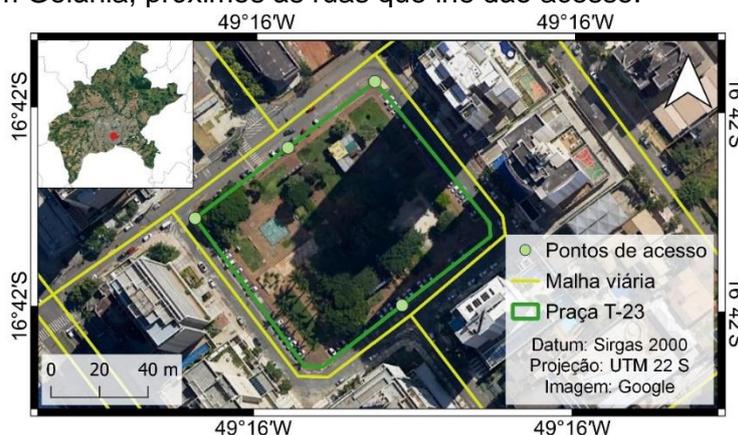
A localização geográfica dos residentes foram os pontos de endereço com dados do CNEFE. Estimou-se o número de residente em cada ponto a partir do total de residentes agregados por setor censitário (resultado do Universo do Censo 2010). Assumiu-se que os domicílios de cada setor censitário são habitados por um mesmo número de pessoas. Assim, o número de residentes varia conforme a proporção de domicílios identificados em cada ponto de endereço em relação ao total de domicílios do setor censitário, como visto na Equação 4.6:

$$R_{ij} = \frac{D_{ij}R_j}{\sum_{i=1}^n D_{ij}}, \quad (4.6)$$

em que R_{ij} é o número de residentes estimado no ponto de endereço i do setor censitário j ; D_{ij} é o número de domicílios no ponto de endereço i do setor censitário j ; R_j o total de residentes do setor censitário j .

A localização geográfica das Áreas Verdes Públicas normalmente é representada pelo seu centroide ou pelo ponto de acesso mais próximo ao ponto de origem, podendo ser as entradas mais próximas dos parques, ou o ponto no perímetro dos parques mais próximo às residências (WANG; WANG; LIU, 2021). No caso de Goiânia, é bem comum os parques e praças terem uma pista de caminhada no seu entorno, utilizada por seus usuários para alguma atividade física. Assim, optou-se por ser menos conservador e definir os pontos de acesso na interseção entre a projeção da malha viária e o perímetro das *Áreas Verdes Públicas*. Foi estabelecido um ponto a cada rua que dá acesso aos parques e às praças (Figura 4.6). As áreas dos parques e das praças foram atribuídas aos pontos de acesso correspondentes para estimar a capacidade de serviço (S_j) que residentes podem acessar a partir do ponto de acesso mais próximo.

Figura 4.6 – Exemplo de pontos atribuídos sobre o perímetro de uma Área Verde Pública em Goiânia, próximos às ruas que lhe dão acesso.



Fonte: Produção do autor.

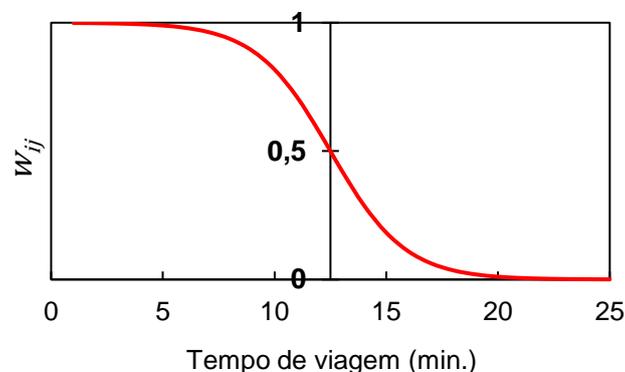
Sobre o modo e o tempo máximo de viagem, foi definida a caminhada a um tempo máximo de 25 min (i.e., aproximadamente 1,5 km a uma velocidade de 3,6 km/h). Embora possa ser considerado um tempo longo para se caminhar até uma Área Verde Pública, sugere-se que a distância aceitável máxima de caminhada para parques seja em torno de 1 milha (1,6 km) (LIU; KWAN; KAN, 2021). Além disso, em Goiânia, o Plano Diretor define como 0,6 km o raio de influência planejado para praças, e 2,4 km, para os parques (GOIÂNIA, 2007). Para analisar praças e parques, adotou-se a distância média (1,5 km) do proposto no Plano Diretor. Para o indicador, a disposição de caminhar é

ponderada pelo peso w_{ij} , definido por uma função de decaimento do tempo de caminhada. Definiu-se uma função logística para o cálculo dos pesos, representada na Equação 4.7:

$$w_{ij} = f(x) = \frac{L}{1+e^{-k(x-x_0)}}, \quad (4.7)$$

em que x_0 , é o tempo de caminhada em que w_{ij} reduz 50%; L é o máximo valor definido para a curva; e k define a inclinação da curva. Estabeleceu-se $x_0 = 12,5$; $L = 1$; e $k = -0,4$. O valor de x_0 refere-se à metade do tempo máximo definido para esse estudo. O valor $L = 1$ foi escolhido para normalizar o peso w_{ij} para valores entre zero e um. O sinal negativo de k inverte a curva para que ela tenha uma forma de decaimento. Outros valores de k foram testados, mas notou-se que quanto mais próximo de zero, mais o decaimento ficava linear, e quanto mais negativo, a redução de w_{ij} ficava mais abrupta e concentrada em torno de x_0 . O formato da curva, a partir dos parâmetros escolhidos, está na Figura 4.7.

Figura 4.7 – Representação da função logística adotada para o cálculo do peso w_{ij} para o cálculo do indicador de acessibilidade neste estudo.



Fonte: Produção do autor.

Nota-se que a disposição de caminhada reduz lentamente até 8-10 min de viagem. A partir desse limiar, a redução vai se tornando exponencial até que a disposição de caminhar reduza 50% em 12,5 min e chegue a 0, próximo aos 25 min. Vale frisar que “800 metros [10-13 min de caminhada] têm sido a distância máxima definida como cômoda para se andar a pé até o comércio, serviço ou equipamentos sociais” (CAMPOS FILHO, 2010, p.20). Internacionalmente, verificou-se que a distância que pessoas estão dispostas a caminhar para as

Áreas Verdes Públicas varia de 400 a 800 m (RIGOLON, 2016). A função também é aplicável pensando nessas medidas, pois 10 min de caminhada (600 m, aproximadamente) está próximo à primeira inflexão da curva, em que a disposição de caminhar passa a se reduzir cada vez mais.

4.3.2.2 Segunda etapa do cálculo do *Balanced Floating Catchment Area*

Na segunda etapa do BFCA, calculou-se a acessibilidade em cada ponto de endereço com base no nível de serviço (L_j) calculado na Equação 4.5 e na probabilidade de as oportunidades serem ofertadas aos residentes de cada ponto de endereço (Equações 4.8 e 4.9):

$$A_i = \sum_{j=1}^J L_j w_{ij}^j = \sum_{j=1}^J \frac{S_j w_{ij}^j}{\sum_{i=1}^n P_i w_{ij}^i}, \quad (4.8)$$

$$w_{ij}^j = \frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^n w_{ij}}, \quad (4.9)$$

em que A_i é o somatório das oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas para os residentes em $i = (1, \dots, n)$ dentro de 25 min de caminhada, ponderado por w_{ij}^j , que representa a probabilidade da oportunidade j ser ofertada para os residentes em $i = 1$, em relação aos residentes de outros locais $i = (2, \dots, n)$.

Uma propriedade atendida pelo BFCA é que $\sum_{j=1}^J w_{ij}^j = 1$ e $\sum_{i=1}^n w_{ij}^i = 1$. Desta forma, o risco de contar duas vezes uma mesma população residente ou oportunidade é eliminado, preservando-se o volume de ambas as variáveis na área de estudo. Por fim, a média aritmética dos valores de acessibilidade, calculados nos pontos de endereço, foi agregada para os hexágonos selecionados para o estudo (Figura 4.4).

4.4 Análise da equidade espacial do Verde Urbano

A análise da equidade espacial do Verde Urbano visou ao mapeamento das oportunidades de acesso de diferentes grupos populacionais à Cobertura Arbórea, à Cobertura Herbácea-Arbustiva e às Áreas Verdes Públicas. Para tanto, foi realizado um estudo exploratório com auxílio do Indicador Local de Associação Espacial (LISA) e da Regressão Geograficamente Ponderada

(GWR). A base de dados para ambas as análises e os métodos empregados na análise da equidade espacial do Verde Urbano estão descritos a seguir.

Quanto aos dados de variáveis populacionais, não se conhece em Goiânia levantamento socioeconômico integrado a unidades geográficas mais recente do que o Censo de 2010. Por isso, as variáveis de interesse foram obtidas dos resultados do Universo do Censo Demográfico 2010, ou seja, variáveis provenientes do questionário aplicado a todas as unidades domiciliares. Ressalta-se que há inúmeras variáveis que poderiam ser analisadas. Aqui, foram selecionadas seis variáveis relevantes para discutir o tema proposto, apresentadas na Tabela 4.2, cujas justificativas estão descritas na Seção 2.4.2.

Tabela 4.2 – Descrição das variáveis populacionais pré-selecionadas da base dos resultados do Universo por setor censitário do Censo Demográfico de 2010.

Tipo	Nome	Descrição	Planilha do Censo 2010	Variáveis
Demográfica	% Crianças e Adolescentes	Número de pessoas com idade até 18 anos de idade / número de pessoas residentes ¹	Pessoa13_GO	v022 + v035 à v052
	% Idosos	Número de pessoas com idade igual ou superior a 60 anos / número de pessoas residentes	Pessoa13_GO	v094 à v134
	% Negros	Número de pessoas pretas e pardas / número de pessoas residentes	Pessoa03_GO	v003 + v005
	% Mulheres Adultas	Número de mulheres de 19 a 59 anos de idade / número de pessoas residentes	Pessoa12_GO	v053 à v093
Socioeconômica	% Alfabetizados	Número de pessoas alfabetizados com 5 ou mais anos de idade em domicílios particulares / número de pessoas residentes	Pessoa01_GO	v001
	Renda (R\$) per Capita	Total do rendimento nominal mensal dos domicílios particulares / número de pessoas residentes	DomicilioRenda_GO	v002

¹ O número de pessoas residentes (variável v001 da planilha Pessoa03_GO) foi um denominador comum a todas as variáveis demográficas e socioeconômicas, para definir a taxa de cada uma na unidade espacial de análise.

Fonte: IBGE (2010).

Uma vez selecionadas, as variáveis populacionais do censo demográfico agregadas por setor censitário foram redistribuídas para os hexágonos. Primeiro, os valores das variáveis censitárias foram desagregados para os pontos de

endereço, em procedimento equivalente ao descrito na Equação 4.6. Na sequência, os valores das variáveis atribuídos aos pontos de endereço foram somados para cada hexágono a que são sobrepostos. Por último, calculou-se a taxa de cada variável em relação ao número de residentes por hexágono.

Quanto aos dados das variáveis para a análise GWR, embora o modelo se fundamente nos princípios de uma regressão local não paramétrica, o modelo ajustado para cada observação e sua vizinhança é linear. Yu, Peterson e Reid (2009) mostraram que a análise da GWR é sensível à normalidade dos resíduos da regressão ordinária entre as variáveis dependente e independente. Para resíduos de distribuição não normal, a GWR pode omitir relações não estacionárias significativas.

Portanto, analisando previamente os dados do Verde Urbano e as variáveis populacionais, verificou-se que os resíduos de regressão para cada par de variável tinham uma distribuição assimétrica. Foi realizada a transformação Box-Cox (BOX; COX, 1964) sobre as variáveis dependentes, utilizando o pacote *Forecast* em linguagem R, por ser a que melhor aproximou a distribuição dos resíduos para uma normal. Para avaliar estatisticamente a transformação, realizou-se o teste bilateral Kolmogorov-Smirnov, para a qual a normalidade da distribuição foi confirmada para a hipótese nula verdadeira ($|p| > 0,05$).

Após preparar os dados para a análise espacial, os atributos finais da malha de hexágono foram: 1) a oportunidade de acesso à Cobertura Arbórea; 2) a oportunidade de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva; 3) a oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas; 4) a proporção de Crianças e Adolescentes; 5) a proporção de Negros; 6) a proporção de Idosos; 7) a proporção de Mulheres Adultas; 8) a proporção de Alfabetizados; e 9) a Renda per Capita. Ressalta-se que os atributos 1, 2 e 3 resultaram da transformação Box-Cox.

Finalmente, a análise da equidade espacial do Verde Urbano foi realizada com o cálculo do LISA para as variáveis populacionais e do Verde Urbano. Na sequência, avaliou-se a relação entre as variáveis do Verde Urbano e as populacionais com a GWR. Por fim, foram elaborados mapas que realçaram os lugares mais sujeitos a iniquidade do Verde Urbano na cidade para cada grupo

populacional, a partir dos produtos das duas análises espaciais. Cada uma dessas etapas está detalhada nas Seções 4.4.1, 4.4.2 e 4.4.3.

4.4.1 Indicador Local de Associação Espacial (LISA)

Como apresentado na Seção 2.4.3, dada uma vizinhança, o LISA permite mapear as áreas com desvios padrões (Z) significativos acima e abaixo da média global. Com esse indicador foram mapeados esses desvios para cada variável do Verde Urbano e populacional.

Embora cada variável possua uma estrutura de dependência espacial, que pode ser inferida com auxílio de correlograma espacial (BJØRNSTAD; FALCK, 2001), preferiu-se assumir uma vizinhança comparável entre as análises e observar como a dependência espacial das variáveis se manifesta nesta vizinhança. Assim, definiu-se um tipo de matriz de vizinhança para o LISA que pudesse se assemelhar à matriz utilizada na GWR.

Na GWR, uma matriz de vizinhança usual em estudos de equidade do Verde Urbano é baseada em uma função kernel adaptativa bi-quadrada (PARK; GULDMANN, 2020). O número de vizinhos pode ser escolhido pela minimização do critério de informação de Akaike corrigido (AICc), ou seja, que favorece um modelo mais ajustado para a área de estudo. Com auxílio do *software* MGWR 1.0, definiu-se um número de vizinhos igual a 45 para a associação entre as variáveis dependentes e independentes, conforme apresentado na próxima seção. Para estimar o LISA das variáveis, utilizou-se o *software* Geoda (v.1.20.0.8 de 14 de outubro de 2021). A matriz de vizinhança utilizada teve o peso espacial determinado pelo inverso da distância elevada à quarta potência; a largura de banda adaptativa, determinada pelo 45º vizinho mais próximo. As características dessa matriz foram as que mais se aproximaram da matriz de 45 vizinhos com uma função kernel bi-quadrada da GWR.

4.4.2 Regressão Geograficamente Ponderada (GWR)

As equações e principais conceitos da GWR foram apresentados na Seção 2.4.3. Assumiu-se que a correlação entre as variáveis é não estacionária e que pode ser explicado por diferentes modelos dependendo do local observado. Assim, a GWR foi utilizada para mapear as diferenças na associação entre as variáveis

dependentes (oportunidade de acesso às Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva e às Áreas Verdes Públicas) e independentes (proporção de Crianças e Adolescentes, Idosos, Mulheres Adultas, Negros, Alfabetizados e a Renda per Capita), na cidade de Goiânia. Para esta análise, as variáveis dependentes e independentes foram padronizadas, para que seus valores fossem comparáveis em termos de desvios em relação à média, assim como foi realizado para o LISA. Apesar de a GWR gerar modelos de regressão multivariados de efeito local, neste estudo optou-se por elaborar modelos para cada variável dependente e independente. Com esta análise, busca-se focar nos locais onde as iniquidades se expressam para cada grupo populacional. Portanto, não se pretendeu desenvolver modelos que comparassem as diferenças do grau de associação entre uma variável populacional e do Verde Urbano em relação às outras variáveis populacionais. Adicionalmente, com os modelos de regressão de uma variável, evita-se uma limitação importante que é o efeito da multicolinearidade de multivariáveis nos coeficientes, que podem dificultar a interpretação dos padrões espaciais (WHEELER; TIEFELSDORF, 2005).

A função Kernel escolhida foi a de largura de banda adaptativa bi-quadrada, disponível no MGWR 1.0. A opção de largura de banda fixa poderia reduzir o número de amostras em determinadas regiões, especialmente em áreas de borda. A função adaptativa fixa o número de observações vizinhas ao longo do espaço (WHEELER; PÁEZ, 2009). Assim, garante-se um mesmo número de amostras também em áreas de borda, embora a unidade espacial observada acabe tendo uma maior quantidade de vizinhos mais distantes (Figura B.1).

A minimização do Critério de Informação de Akaike Corrigido (AICc), similar ao Critério de Informação de Akaike (AIC), indica um modelo mais simples e de mais qualidade para valores menores dessa estatística. O AICc, no entanto, tende a ser mais adequado para amostras inferiores a 100 (HURVICH; TSAI, 1989, 1991). Como ambos AIC e AICc selecionaram valores menores de vizinhos para ajuste do modelo em cada observação, optou-se pelo AICc, que ao final, selecionou 45 vizinhos.

Da análise GWR, os resultados de interesse foram a distribuição espacial dos resíduos da GWR, os coeficientes angulares (β_i) para cada variável independente, os resultados da estatística-t dos β_i (valores significativos para $|t_{statistic}| > 1,96$ em um nível de significância de 5%) e os coeficientes de determinação local (R^2).

4.4.3 Mapas de iniquidade espacial do Verde Urbano

Os resultados das análises espaciais são complementares e foram utilizados para identificar os diferentes níveis de iniquidade na cidade. Enquanto o LISA realça os locais com desvios padrões altos e baixos de cada variável, a GWR traz a correlação de cada par de variável dependente e independente em cada unidade de análise e sua vizinhança.

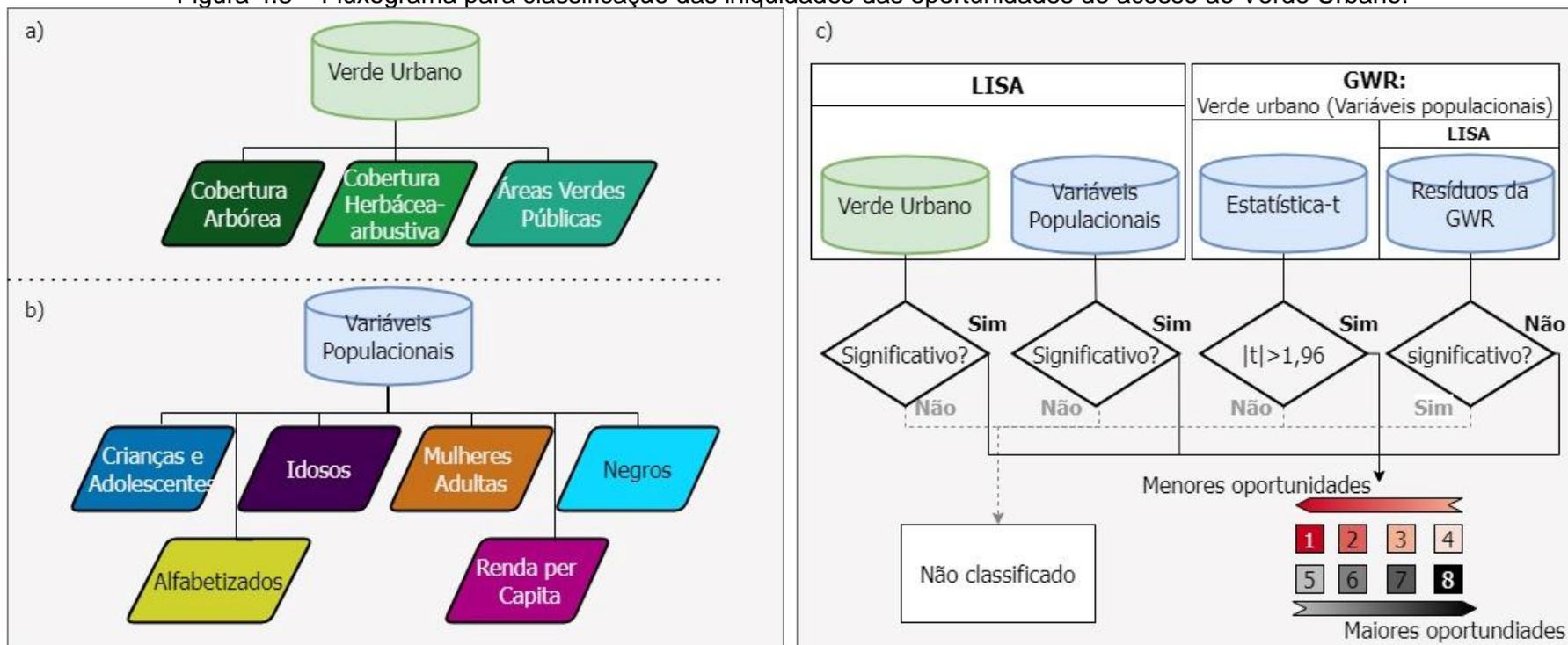
O LISA identifica, por exemplo, uma região com oportunidades de acesso ao Verde Urbano abaixo da média, mas com proporções de Idosos ou de Renda per Capita acima da média. No entanto, ainda é possível que, na mesma região, as variáveis apresentem uma correlação positiva na GWR, se as unidades de análise vizinhas com maiores oportunidades de acesso ao Verde Urbano também tiverem as maiores proporções de Idosos ou maiores Renda per Capita. Caso contrário, a mesma região apresentará correlação negativa.

Assim, para o mapeamento da iniquidade, os resultados das análises LISA e GWR foram combinados, permitindo identificar oito classes de iniquidade (Figura 4.8). As classes refletem o gradiente de oportunidade de acesso de cada grupo populacional ao Verde Urbano. A Tabela 4.3 apresenta a tipologia das classes para as proporções de Crianças e Adolescentes, Idosos, Mulheres Adultas e Negros, às quais se espera maior demanda do recurso para os maiores valores das variáveis. A Tabela 4.4 apresenta a tipologia das classes para os Menos Alfabetizados e Famílias de Menores Renda, às quais se espera maior demanda do recurso para os menores valores das variáveis populacionais.

Como a independência dos resíduos é um pressuposto da validade de um modelo de regressão (NETER; WASSERMAN; KUTNER, 1983), incluiu-se esta análise de dependência espacial. Apenas as unidades de análises significativas no LISA e na GWR ($|t_{statistic}| > 1,96$) e cujos resíduos da regressão espacial

não apresentaram dependência espacial foram classificadas nas tipologias. O LISA dos resíduos da GWR foi estimado utilizando-se a mesma matriz de vizinhança definida para estimar o LISA das variáveis.

Figura 4.8 – Fluxograma para classificação das iniquidades das oportunidades de acesso ao Verde Urbano.



No quadro da esquerda estão indicadas as variáveis do Verde Urbano (a) e populacionais (b). No quadro da direita (c), foi demonstrado o procedimento para gerar o Mapa de iniquidade: 1) o Indicador Local de Associação Espacial (LISA) foi estimado para as variáveis do Verde Urbano e para as variáveis populacionais; 2) dos mapas produzidos pela Regressão Geograficamente Ponderada (GWR) para cada par de variável do Verde Urbano e populacional, foram selecionadas as Estatísticas-t e o LISA estimado para resíduos da GWR; 3) lógica para definir se as unidades de análises são ou não classificadas quanto à iniquidade do Verde Urbano. Em caso afirmativo, as unidades de análises podem ser classificadas nas classes 1 a 8, indicando menores a maiores oportunidades de acesso do grupo populacional ao Verde Urbano. Para a definição das classes, veja as Tabelas 4.3 e 4.4.

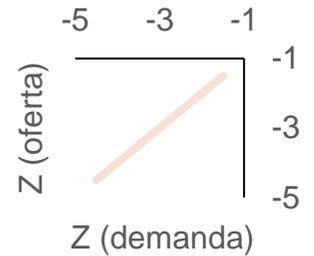
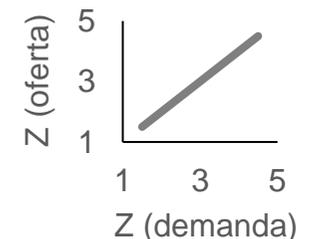
Fonte: Produção do autor.

Tabela 4.3 – Tipologia das classes de iniquidade para as variáveis demográficas (Crianças e Adolescentes, Idosos, Mulheres Adultas e Negros).

Classes de Iniquidade	Descrição	LISA		Coeficiente angular da GWR	
		Verde Urbano	População	Sinal	Gráfico
1	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano abaixo da média e demanda populacional acima da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis negativo, indicando que na vizinhança as menores oportunidades de acesso ocorrem onde há maiores proporções da população.</p>	Baixo	Alto	-	
2	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano abaixo da média e demanda populacional acima da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis positivo, indicando que na vizinhança as maiores oportunidades de acesso ocorrem onde há maiores proporções da população</p>	Baixo	Alto	+	
3	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano abaixo da média e demanda populacional abaixo da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis negativo, indicando que na vizinhança as menores oportunidades de acesso ocorrem onde há maiores proporções da população.</p>	Baixo	Baixo	-	

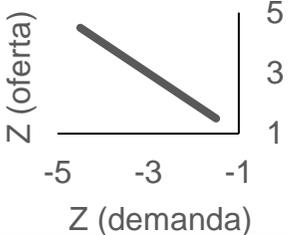
(Continua)

Tabela 4.3 – Continuação.

Classes de Iniquidade	Descrição	LISA		Coeficiente angular da GWR	
		Verde Urbano	População	Sinal	Gráfico
4	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano abaixo da média e demanda populacional abaixo da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis positivo, indicando que na vizinhança as maiores oportunidades de acesso ocorrem onde há maiores proporções da população.</p>	Baixo	Baixo	+	
5	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano acima da média e demanda populacional acima da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis negativo, indicando que na vizinhança as menores oportunidades de acesso ocorrem onde há maiores proporções da população.</p>	Alto	Alto	-	
6	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano acima da média e demanda populacional acima da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis positivo, indicando que na vizinhança as maiores oportunidades de acesso ocorrem onde há maiores proporções da população.</p>	Alto	Alto	+	

(Continua)

Tabela 4.3 - Conclusão.

Classes de Iniquidade	Descrição	LISA		Coeficiente angular da GWR	
		Verde Urbano	População	Sinal	Gráfico
7	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano acima da média e demanda populacional abaixo da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis negativo, indicando que na vizinhança as menores oportunidades de acesso ocorrem onde há maiores proporções da população.</p>	Alto	Baixo	-	
8	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano acima da média e demanda populacional abaixo da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis positivo, indicando que na vizinhança as maiores oportunidades de acesso ocorrem onde há maiores proporções da população.</p>	Alto	Baixo	+	

LISA: Indicador Local de Associação Espacial; GWR: Regressão Geograficamente Ponderada; Z: desvio padrão. As classes de 1 a 8 indicam menores a maiores oportunidades de acesso do grupo populacional ao Verde Urbano.

Fonte: Produção do autor.

Tabela 4.4 – Tipologia das classes de iniquidade para as variáveis socioeconômicas: % Alfabetizados (Alf.) e Renda per Capita (\$).

Classes de Iniquidade	Descrição	LISA		Coeficiente angular da GWR	
		Verde Urbano	\$ ou %Alf	Sinal	Gráfico
1	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano abaixo da média e proporção de Alfabetizados e/ou Renda per Capita abaixo da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis positivo, indicando que na vizinhança as menores oportunidades de acesso ocorrem onde há Menos Alfabetizados e/ou Famílias de Menores Rendas.</p>	Baixo	Baixo	+	
2	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano abaixo da média e proporção de Alfabetizados e/ou Renda per Capita abaixo da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis negativo, indicando que na vizinhança as maiores oportunidades de acesso ocorrem onde há Menos Alfabetizados e/ou Famílias de Menores Rendas.</p>	Baixo	Baixo	-	
3	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano abaixo da média e proporção de Alfabetizados e/ou Renda per Capita acima da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis positivo, indicando que na vizinhança as menores oportunidades de acesso ocorrem onde há Menos Alfabetizados e/ou Famílias de Menores Rendas.</p>	Baixo	Alto	+	

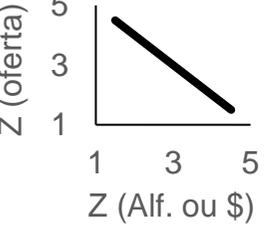
(Continua)

Tabela 4.4 – Continuação.

Classes de Iniquidade	Descrição	LISA		Coeficiente angular da GWR	
		Verde Urbano	Alf. ou \$	Sinal	Gráfico
4	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano abaixo da média e proporção de Alfabetizados e/ou Renda per Capita acima da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis negativo, indicando que na vizinhança as maiores oportunidades de acesso ocorrem onde há Menos Alfabetizados e/ou Famílias de Menores Rendas.</p>	Baixo	Alto	-	
5	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano acima da média e proporção de Alfabetizados e/ou Renda per Capita abaixo da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis positivo, indicando que na vizinhança as menores oportunidades de acesso ocorrem onde há Menos Alfabetizados e/ou Famílias de Menores Rendas.</p>	Alto	Baixo	+	
6	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano acima da média e proporção de Alfabetizados e/ou Renda per Capita abaixo da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis negativo, indicando que na vizinhança as maiores oportunidades de acesso ocorrem onde há Menos Alfabetizados e/ou Famílias de Menores Rendas.</p>	Alto	Baixo	-	

(Continua)

Tabela 4.4 – Conclusão.

Classes de Iniquidade	Descrição	LISA		Coeficiente angular da GWR	
		Verde Urbano	Alf. ou \$	Sinal	Gráfico
7	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano acima da média e proporção de Alfabetizados e/ou Renda per Capita acima da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis positivo, indicando que na vizinhança as menores oportunidades de acesso ocorrem onde há Menos Alfabetizados e/ou Famílias de Menores Rendas.</p>	Alto	Alto	+	
8	<p>Oportunidade de acesso ao Verde Urbano acima da média e proporção de Alfabetizados e/ou Renda per Capita acima da média.</p> <p>Coeficiente angular das variáveis negativo, indicando que na vizinhança as maiores oportunidades de acesso ocorrem onde há Menos Alfabetizados e/ou Famílias de Menores Rendas.</p>	Alto	Alto	-	

LISA: Indicador Local de Associação Espacial; GWR: Regressão Geograficamente Ponderada; Z: desvio padrão. As classes de 1 a 8 indicam menores a maiores oportunidades de acesso do grupo populacional ao Verde Urbano.

Fonte: Produção do autor.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados são apresentados em duas seções principais. A Seção 5.1 analisa e discute a metodologia proposta para o mapeamento da vegetação urbana⁵. A Seção 5.2 analisa a equidade do Verde Urbano que considerou a análise espacial das oportunidades de acesso à cada categoria do Verde Urbano e a distribuição espacial das variáveis populacionais. Os resultados e análises são pertinentes à cidade de Goiânia.

5.1 Mapeamento dos tipos de vegetação urbana

5.1.1 Mapa 1 – Análise Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA)

O primeiro desafio dessa abordagem foi obter bons resultados de segmentação para todos os 451km² da área de estudo. Foram segmentados 799.621 objetos, conforme exemplos e estatísticas apresentadas na Figura 5.1, e este resultado foi considerado suficiente, uma vez que houve um compromisso entre segmentação excessiva de objetos e a subsegmentação.

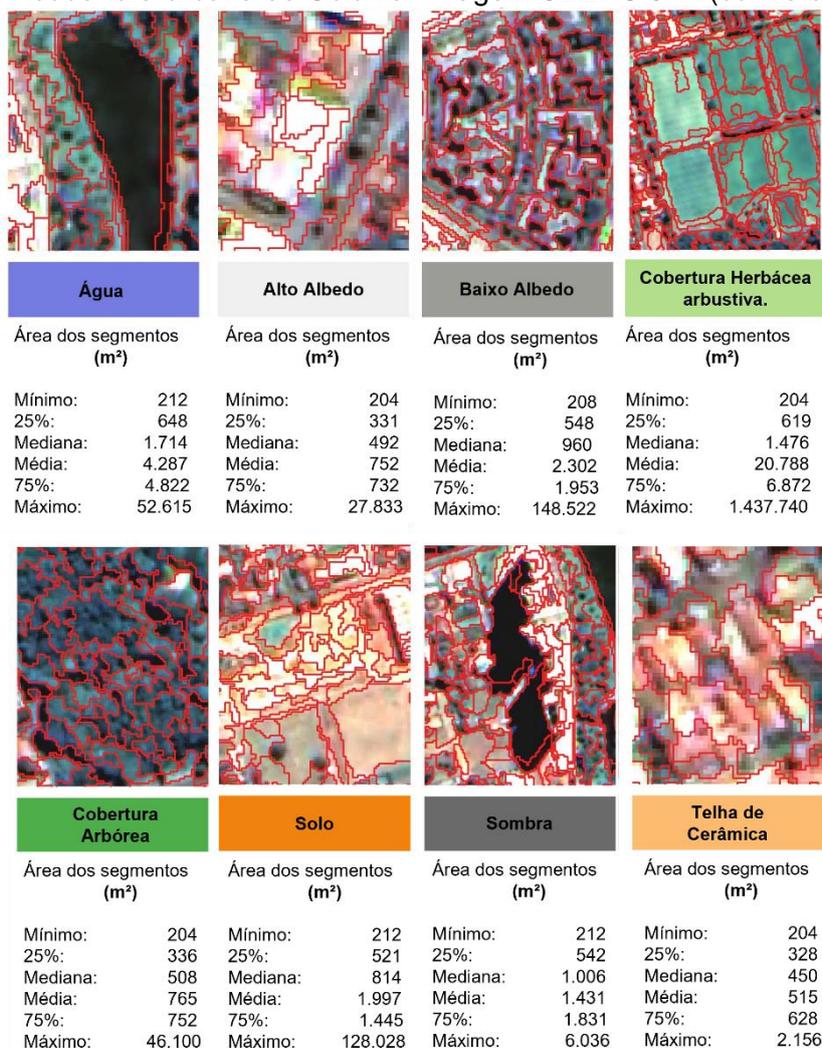
Como o tamanho mínimo dos objetos era de 200 m², os objetos de Cobertura Arbórea menores foram mesclados a objetos adjacentes de outra classe como edificações (p.ex., Telha de Cerâmica, Baixo Albedo) ou mesmo Cobertura Herbácea-Arbustiva. Por outro lado, no caso de grandes fragmentos florestais, os objetos de Cobertura Arbórea foram supersegmentados por conta da variabilidade espectral do estrato arbóreo superior, dada pela presença de sombras, indivíduos emergentes e diversidade de espécies no dossel (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

Objetos com textura mais lisa, das classes Água, Sombra, Cobertura Herbácea-Arbustiva e Solo, foram geralmente maiores e representativos da classe. Comparando-se, por exemplo, ambas as classes de vegetação, objetos de Cobertura Herbácea-Arbustiva foram maiores (média = 20.788 m²; mediana = 1.476 m²) do que de Cobertura Arbórea (média = 765 m²; mediana = 508 m²)

⁵ Os resultados apresentados na Seção 5.1 correspondem ao artigo desta dissertação submetido à revista *International Journal of Remote Sensing*.

(Figura 5.1). Essa diferença indica também uma quantidade maior de áreas mais fragmentadas de Cobertura Arbórea do que a Cobertura Herbácea-Arbustiva, comum em lotes vazios em uma vizinhança, campos de futebol, ou extensos gramados dos Parques e Unidades de Conservação.

Figura 5.1 – Exemplos e estatísticas descritivas da área dos objetos das classes de cobertura urbana de Goiânia. Imagem CBERS 04A (cor verdadeira).



Fonte: Produção do autor.

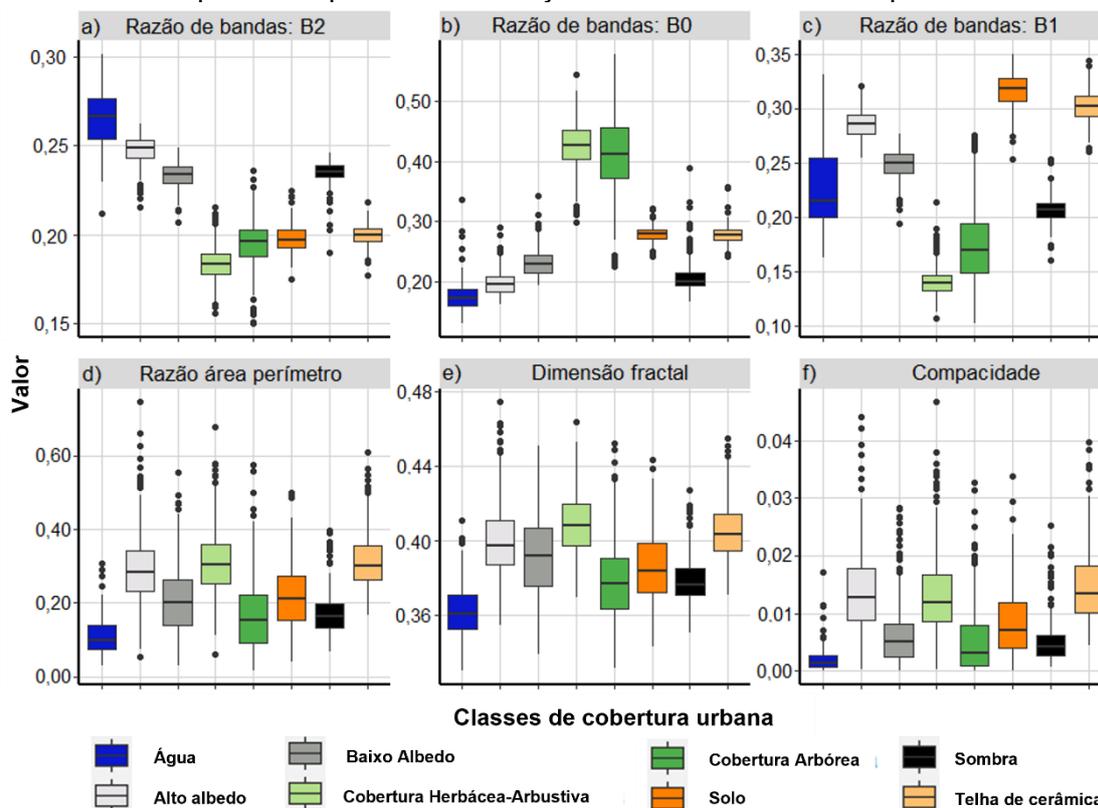
Em outros estudos, a combinação de dados de sensores ativos e passivos favoreceram a segmentação pelo método *Mean Shift* (ELLIS; MATHEWS 2019). Na classificação da Cobertura Arbórea na cidade de Oklahoma (466 km²), os autores segmentaram uma imagem LiDAR aerotransportado (retorno discreto de 1 m) fusionada com imagem aérea (1 m), e detectaram Cobertura Arbórea a partir de 10 m², com acurácia de 89%. Apesar do potencial de se combinar dados

de diferentes sensores no processo de segmentação, a aquisição de dados aerotransportados tem um alto custo (SHAHTAHMASSEBI et al. 2021). Em Goiânia, a última aquisição de dados com sensores aerotransportados de que se tem conhecimento ocorreu para a elaboração do seu último Plano Diretor, entre 2006 e 2007.

Na classificação dos objetos, de acordo com o *Mean Decrease Gini Index*, os atributos espectrais ocuparam as primeiras 36 posições de importância dentre os 101 atributos calculados pelo GeoDMA (Figura C.1). A maior contribuição espectral para classificação era esperada, uma vez que a cor e textura foram as características consideradas para a seleção das amostras das diferentes classes e o segmentador separou os objetos de acordo com suas respostas nas bandas do visível e infravermelho.

Dentre os atributos espectrais, razões de banda se destacaram entre os três principais e auxiliaram a diferenciar as Coberturas Herbácea-Arbustiva e Arbórea das outras classes (Figuras 5.2a, 5.2b e 5.2c). Dos atributos espaciais, os três mais importantes relacionam-se a cálculos que consideram a razão área-perímetro, mas foram o 37º, 53º e 55º em ordem de importância entre todos os atributos. Nota-se que eles apresentam alguma relevância na separabilidade das classes de Cobertura Arbórea e Herbácea-Arbustiva (Figuras 5.2d, 5.2e e 5.2f).

Figura 5.2 – Boxplots dos três atributos espectrais (a - c) e espaciais (d-f) mais importantes para a classificação *Random Forest* do Mapa 1.

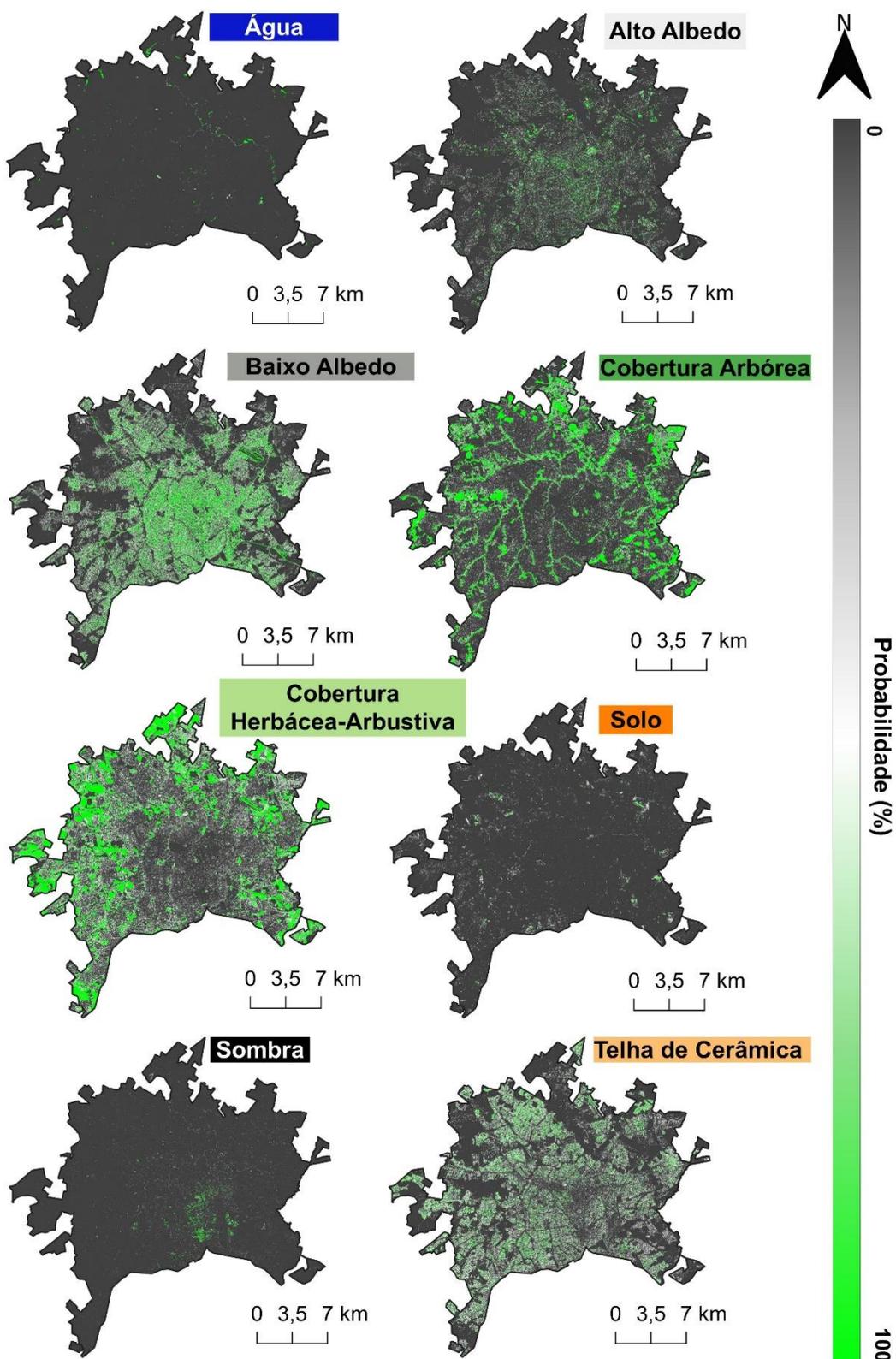


B0, B1 e B2 referem-se às bandas infravermelho próximo, vermelho e verde, que foram alocadas nos canais 0, 1 e 2 da composição colorida.

Fonte: Produção do autor.

Os mapas de probabilidade para cada classe da área de estudo, gerados pela maioria dos votos das árvores de decisão, estão na Figura 5.3. No geral, Água, Solo e Sombra foram classes com menores probabilidades. Considerando as coberturas associadas a edificações: Alto Albedo é menos abundante, concentrando-se na região central, enquanto Baixo Albedo e Telha de Cerâmica são mais abundantes e encontrados também em zonas periféricas. Os tipos de vegetação são mais frequentes em manchas nas áreas suburbanas ou em fragmentos na região central. A Cobertura Arbórea, predominante no entorno de áreas ripárias, apresenta-se em formato dendrítico, acompanhando as drenagens.

Figura 5.3 – Mapas de probabilidades das classes de cobertura urbana do Mapa 1, obtidos pela classificação GEOBIA da imagem CBERS 04A (03/05/2020), utilizando *Random Forest*.

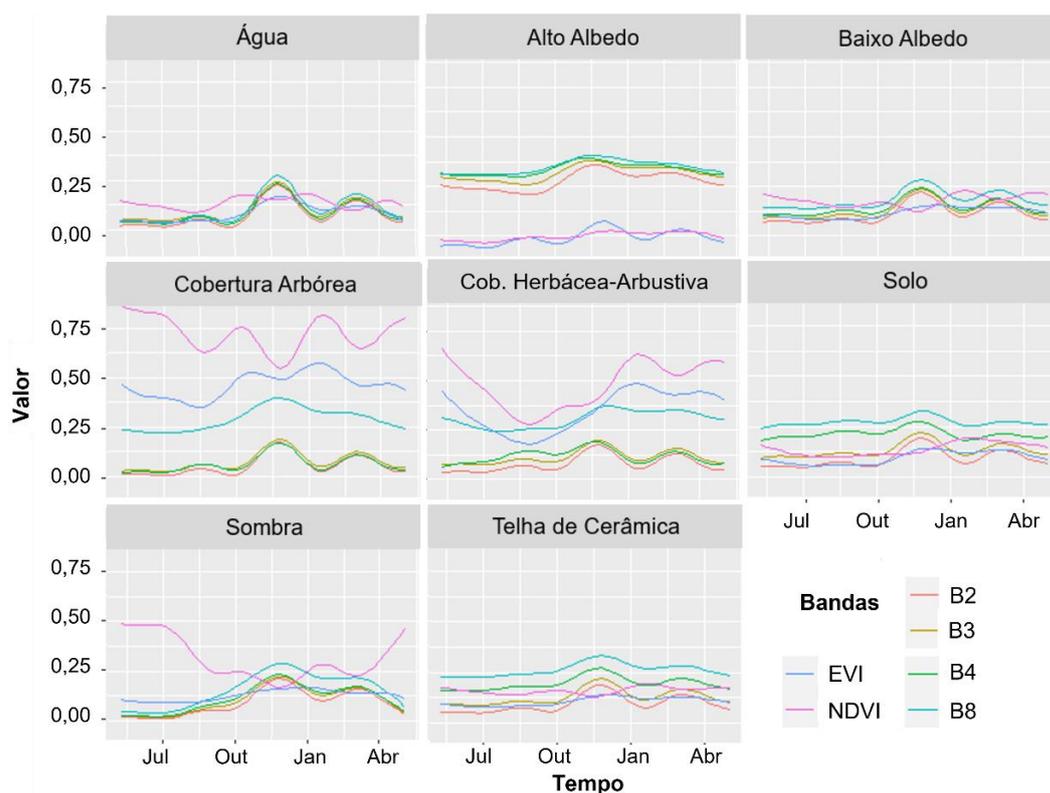


Fonte: Produção do autor.

5.1.2 Mapa 2 – Classificação de série temporal por *pixel*

A assinatura espectral das classes de cobertura urbana evidencia o potencial de incluir a série temporal na classificação (Figura 5.4). Destaca-se o realce dos índices NDVI e EVI para separar os tipos de vegetação ao longo da série temporal, quando comparado aos valores de reflectância nas faixas do visível e infravermelho próximo. Enquanto a Cobertura Arbórea tende a manter índices espectrais mais elevados - acima de 0,55 para NDVI e 0,40 para EVI, aproximadamente, a Herbácea-Arbustiva apresenta valores mínimos aproximados de 0,15 para EVI e 0,25 para NDVI.

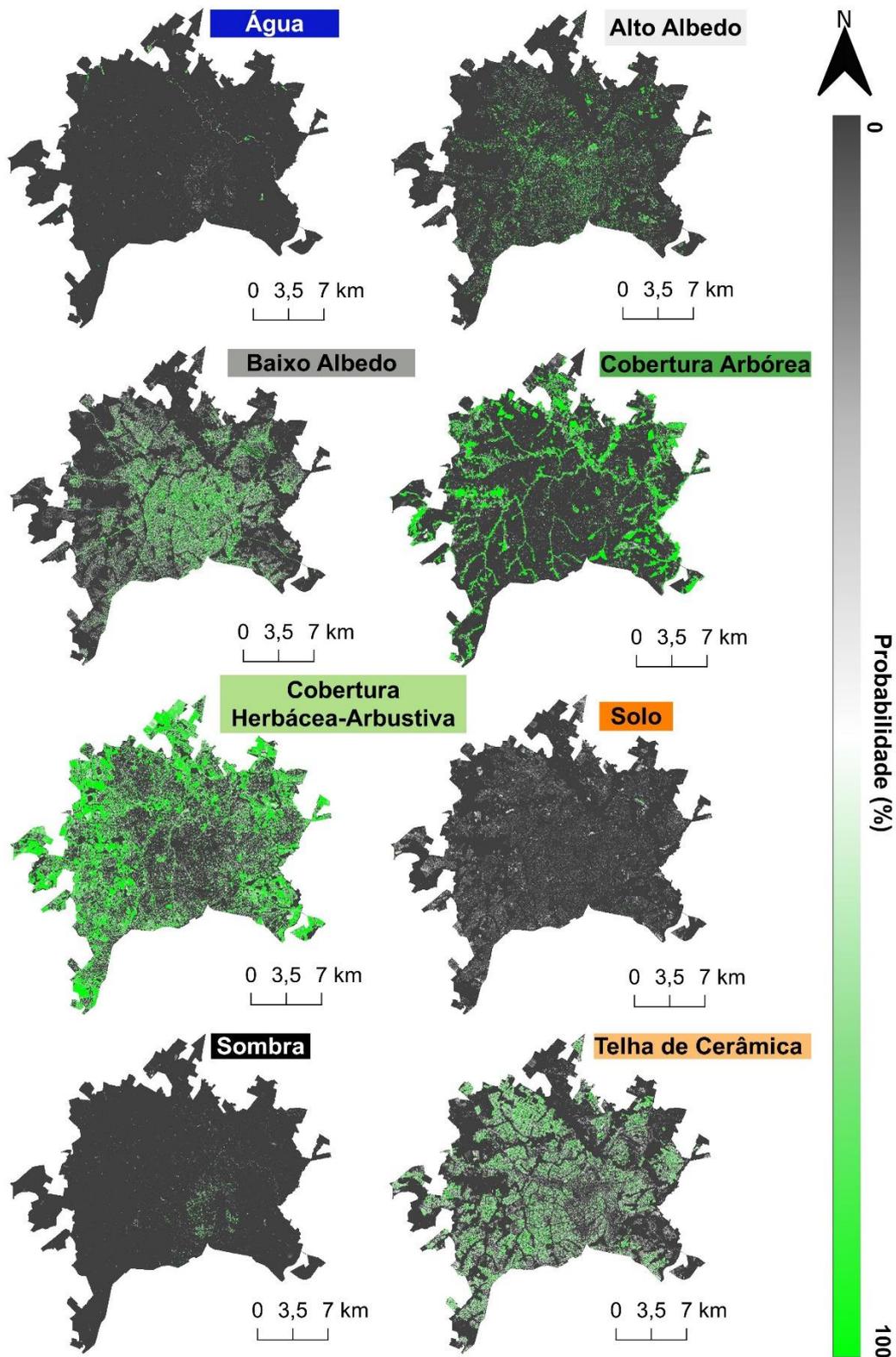
Figura 5.4 – Padrões de série temporal (09/05/2019 a 08/05/2020) das bandas do visível (B2, B3, B4) e do infravermelho próximo (B8) e dos índices NDVI e EVI extraídos do cubo de dados Sentinel-2 para amostras de alvos urbanos coletadas na área de estudo.



Fonte: Produção do autor.

Os mapas de probabilidade por *pixel* dessa segunda abordagem estão na Figura 5.5. O padrão de distribuição das classes assemelha-se ao da Figura 5.3. Porém, ao se comparar a distribuição espacial, a classe Solo aparenta maior probabilidade de confusão, principalmente com a classe Telha de Cerâmica.

Figura 5.5 – Mapas de probabilidades das classes de cobertura urbana do Mapa 2, obtidos pela classificação de série temporal Sentinel-2, utilizando *Random Forest*.



Fonte: Produção do autor.

Comparando-se as classes de maior probabilidade dos Mapas 1 e 2, há diferenças relevantes em termo de cobertura, principalmente para as classes de vegetação (Tabela 5.1 e Figura 5.6). O Mapa 2 identificou 18.659 ha de Cobertura Herbácea-Arbustiva, 35% a mais que o Mapa 1 (13.937), por outro lado, classificou 7.420 ha de Cobertura Arbórea, 21% a menos que observado no Mapa 1.

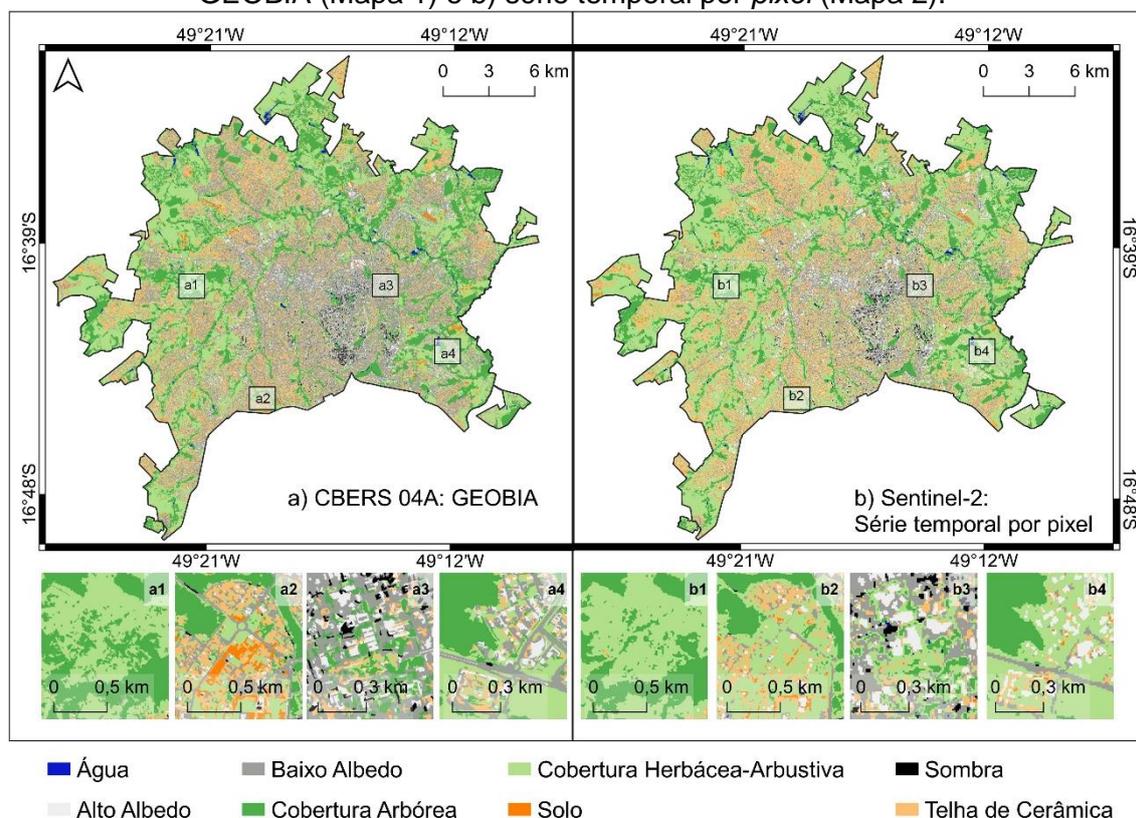
Tabela 5.1 – Diferença de áreas mapeadas (ha) pelos Mapas 1 e 2 para cada classe de cobertura urbana de maior probabilidade em Goiânia.

Classes de cobertura urbana	Mapa 1 (ha)	Mapa 2 (ha)	Diferença (ha)	%
Água	177	174	-2	-1%
Alto Albedo	3.026	2.882	-144	-5%
Baixo Albedo	10.467	6.874	-3.593	-34%
Cobertura Arbórea	9.345	7.420	-1.925	-21%
Cobertura Herbácea-Arbustiva	13.837	18.659	4.822	35%
Solo	498	478	-20	-4%
Sombra	354	244	-110	-31%
Telha de Cerâmica	7.403	8.376	974	13%

Fonte: Produção do autor.

Atribui-se a diferença dos mapeamentos (Figura 5.6) à resolução espacial do Sentinel-2, menos apropriada para identificar fragmentos menores de Cobertura Arbórea na área urbana, ou em meio a grandes áreas de Cobertura Herbácea-Arbustiva nas áreas mais periféricas, onde a Cobertura Herbácea-Arbustiva é mais abundante. Entretanto, a série temporal contribui com a detecção de Cobertura Herbácea-Arbustiva sobre áreas queimadas ou mais secas na imagem CBERS 04A, confundidas com áreas de Baixo Albedo e Solo. Áreas de Baixo Albedo representando as ruas e estradas, também foram menos identificadas pelo Sentinel-2, e foram classificadas pelas classes no entorno das ruas com as quais se misturavam nos *pixels*, como a Cobertura Herbácea-Arbustiva.

Figura 5.6 – Mapas temáticos das abordagens de classificação: a) CBERS 04A – GEOBIA (Mapa 1) e b) série temporal por *pixel* (Mapa 2).



Os retângulos a1-a4 e seus correspondentes b1-b4 destacam as principais diferenças observadas entre os Mapas 1 e 2: a1-b1 – Cobertura Arbórea mais fragmentada foi mais detectada pelo Mapa 1; a2-b2 – Algumas áreas de Solo no Mapa 1 foram classificadas como Cobertura Herbácea-Arbustiva no Mapa 2; a3-b3: Fragmentos de Cobertura Arbórea em áreas urbanas pelo Mapa 1 classificados como Cobertura Herbácea-Arbustiva no Mapa 2; a4-b4 – Áreas compactas como arruamentos foram classificadas corretamente no Mapa 1, mas não no Mapa 2, que as classificaram pela classe vizinha a qual se misturaram no *pixel* Sentinel-2, por exemplo, Cobertura Herbácea-Arbustiva.

Fonte: Produção do autor.

A avaliação da classificação das duas abordagens apresentou exatidão global de 96% (Tabela 5.2). No Mapa 1, a Cobertura Herbácea-Arbustiva teve 95% de acurácia do usuário e 92% do produtor, enquanto a Cobertura Arbórea, 97% para ambas as acurácias. No Mapa 2, as acurácias da classificação dos tipos de vegetação foram superiores a 98%, exceto pela acurácia do usuário da Cobertura Herbácea-Arbustiva (94%). A classe Solo teve a menor acurácia do produtor (76%), sendo confundido com Alto Albedo, Telha de Cerâmica, e Cobertura Herbácea-Arbustiva.

Tabela 5.2 – Avaliação da classificação com *Random Forest* dos Mapas 1 e 2.

	Referência – Mapa 1									Referência – Mapa 2								
	Ag	AA	BA	CA	CH	So	Sb	TC	A.U.%	Ag	AA	BA	CA	CH	So	Sb	TC	A.U.%
Ag	48	0	1	0	0	0	1	0	96	48	0	3	0	0	0	0	0	94
AA	0	122	0	0	2	0	0	0	98	0	122	1	0	0	2	0	0	98
BA	1	1	104	0	5	0	0	0	94	0	1	100	0	0	0	0	1	98
CA	0	0	1	168	2	0	2	0	97	0	0	0	170	0	0	1	0	99
CH	1	0	0	5	122	1	0	0	95	0	0	3	3	132	2	0	1	94
So	0	1	0	0	0	54	0	2	96	0	0	0	0	0	44	0	7	86
Sb	0	0	1	0	0	0	55	0	98	2	0	0	0	0	0	57	0	97
TC	0	1	0	0	1	3	0	155	97	0	1	0	0	0	10	0	148	93
A.P%	96	98	97	97	92	93	95	99		96	98	93	98	100	76	98	94	
E.G%	96									96								

A.P.: Acurácia do produtor; A.U.: Acurácia do usuário; E.G.: Exatidão global; Ag: Água; AA: Alto Albedo; BA: Baixo Albedo; CA: Cobertura Arbórea; CH: Cobertura Herbácea-Arbustiva; So: Solo; Sb: Sombra; TC: Telha de Cerâmica.

Fonte: Produção do autor.

5.1.3 Mapa 3 – Híbrido

Comparando as classes de maior probabilidade dos Mapas 1 e 2 nos objetos, como mesma unidade de análise, nota-se concordância entre os mapeamentos em 75% da área de estudo (33.800 ha). Da área restante (11.307 ha), 9% (1.037 ha) foi reclassificada pelos critérios de menor entropia e sobreposição mínima de um *pixel* Sentinel-2 (Figura A.1), compondo o Mapa 3 (Híbrido). Com a reclassificação, houve um aumento de 504,8 ha da classe Cobertura Herbácea-Arbustiva, mas uma redução para todas as outras classes (Tabela 5.3). De modo geral, estas mudanças aconteceram em 2,3% de toda a área de estudo.

Tabela 5.3 – Matriz de transição mostrando a área total (ha) do Mapa 3, em que os objetos do Mapa 1 (linhas) foram reclassificados de acordo com as classes de cobertura do Mapa 2 (colunas).

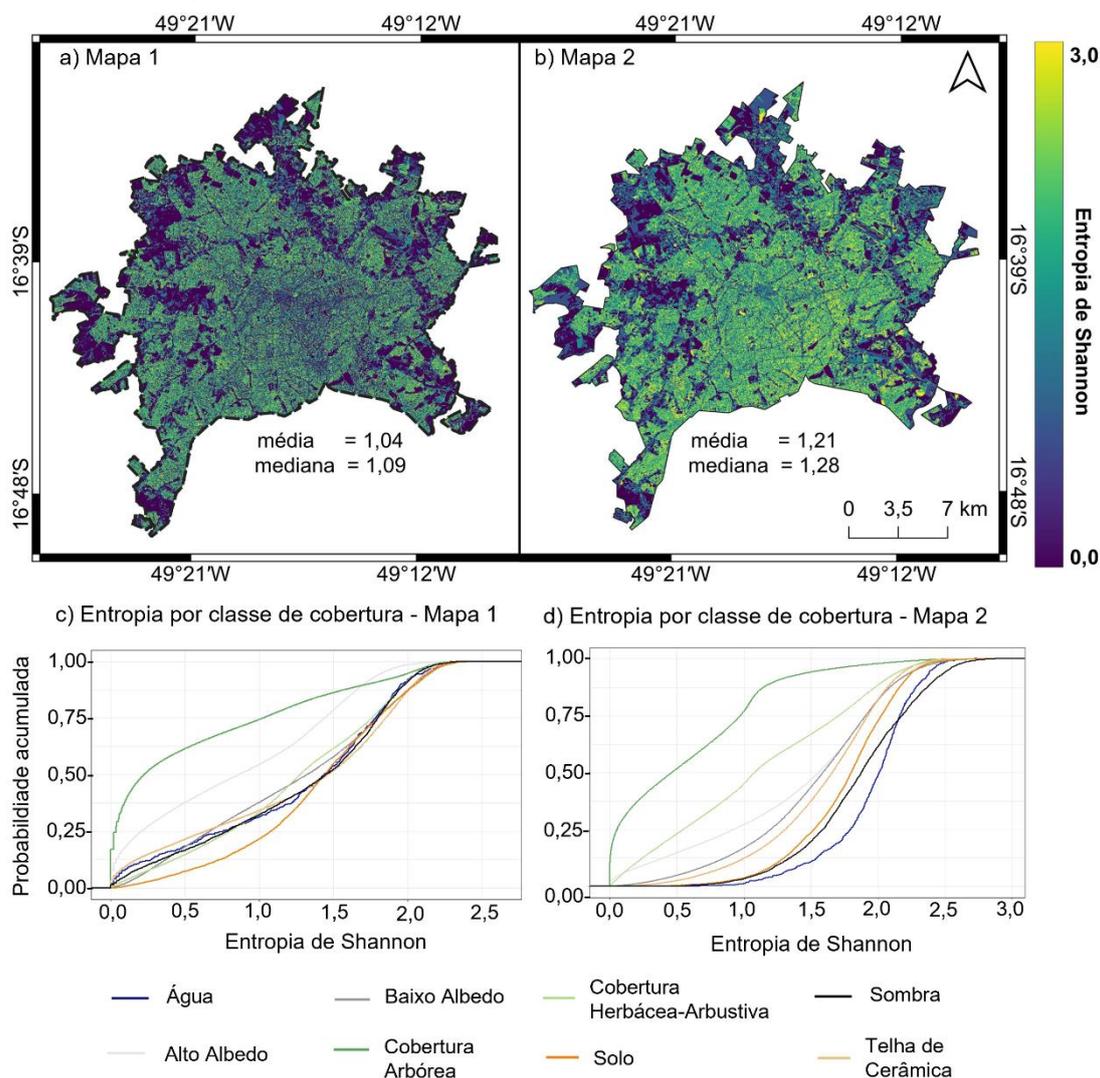
	Ag	AA	BA	CA	CH	So	Sb	TC	Σ Mapa 1
Ag	0,0	0,0	1,1	0,5	0,1	0,0	0,4	0,0	2,1
AA	0,0	0,0	31,2	0,0	5,7	0,2	0,0	11,9	49,0
BA	0,5	17,6	0,0	4,0	163,7	0,3	0,4	160,3	346,8
CA	0,2	0,0	2,9	0,0	232,3	0,0	0,1	2,2	237,7
CH	0,1	0,8	9,5	68,6	0,0	1,0	0,4	32,4	112,8
So	0,0	1,0	2,6	0,0	28,0	0,0	0,0	13,7	45,3
Sb	0,0	0,0	0,9	3,2	0,4	0,0	0,0	0,0	4,5
TC	0,0	9,0	37,6	0,6	187,4	3,9	0,0	0,0	238,5
Σ Mapa 2	0,8	28,4	85,8	76,9	617,6	5,4	1,3	220,5	
Mapa 2 - Mapa 1	-1,3	-20,6	-261,0	-160,8	504,8	-39,9	-3,2	-18,0	

Ag: Água; AA: Alto Albedo; BA: Baixo Albedo; CA: Cobertura Arbórea; CH: Cobertura Herbácea-Arbustiva; So: Solo; Sb: Sombra; TC: Telha de Cerâmica.

Fonte: Produção do autor.

Comparando-se os mapas de incerteza das duas abordagens, o Mapa 1 apresentou, na média, menor entropia do que o Mapa 2 (Figuras 5.7a e 5.7b). Avaliando a distribuição acumulada de entropia por classe de cobertura: a Cobertura Arbórea apresentou menores valores de entropia em ambos os mapas; a Cobertura Herbácea-Arbustiva apresentou maiores valores de entropia, reforçando o fato de que apresentou confusões com um maior número de classes, além da Cobertura Arbórea (p.ex., Baixo Albedo, Telha de Cerâmica e Solo); e a classificação de série temporal (Mapa 2) favoreceu menores valores de entropia da Cobertura Herbácea-Arbustiva (1º quartil = 0,65; mediana = 1,16; 3º quartil = 1,73) em relação à GEOBIA (1º quartil = 0,80; mediana = 1,27; 3º quartil = 1,76) (Figuras 5.7c e 5.7d).

Figura 5.7 – Distribuição espacial da entropia de Shannon (a) e (b) e distribuição de probabilidade acumulada para cada cobertura urbana (c) e (d) dos Mapas 1 e 2.



Fonte: Produção do autor.

Avaliando-se os objetos reclassificados (Tabela 5.4), a entropia reduziu em média 21%. A mudança principal foi observada nas Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva, com redução relativa de entropia de 32% e 20%, respectivamente. A exatidão global dos objetos reclassificados melhorou 30% em relação aos objetos de maior entropia do Mapa 1, embora a sua exatidão tenha sido de 70% (Tabela 5.5). Ressalta-se que os objetos reclassificados são de áreas com entropias mais altas do Mapa 1, sujeitas a maiores confusões, o que justifica os valores mais baixos de acurácia.

Tabela 5.4 – Entropia de Shannon média dos objetos reclassificados no Mapa 3 por classe de cobertura urbana: valores de entropia originais (Mapa 1) e finais (Mapa 2) e das suas diferenças absolutas e relativas.

Cobertura urbana	Entropia de Shannon (média)			
	Mapa 1	Mapa 2	Diferença	%
Água	1,89	1,89	0,00	0
Alto Albedo	1,71	1,44	-0,27	-16
Baixo Albedo	1,89	1,56	-0,33	-18
Cobertura Arbórea	1,59	1,09	-0,50	-32
Cobertura Herbácea-Arbustiva	1,69	1,34	-0,35	-20
Solo	1,77	1,54	-0,24	-13
Sombra	1,82	1,79	-0,03	-2
Telha de Cerâmica	1,93	1,62	-0,30	-16
Média global	1,79	1,41	-0,38	21

Fonte: Produção do autor.

Tabela 5.5 – Matrizes de confusão para os objetos reclassificados para o Mapa Híbrido antes e após a reclassificação.

	Referência – antes (Mapa 1)									Referência – depois (Mapa 2)								
	Ag	AA	BA	CA	CH	So	Sb	TC	A.U.%	Ag	AA	BA	CA	CH	So	Sb	TC	A.U.%
Ag	6	0	3	0	0	0	0	0	67	7	0	2	0	0	0	0	0	78
AA	0	16	27	0	1	0	0	6	32	0	27	16	0	2	3	0	2	54
BA	0	4	57	8	13	1	1	16	57	0	1	89	1	3	1	0	5	89
CA	0	0	10	44	42	1	0	3	44	2	0	0	80	18	0	0	0	80
CH	0	2	17	33	37	3	0	8	37	0	2	12	20	66	0	0	0	66
So	0	0	6	1	23	20	0	0	40	0	1	0	0	5	40	0	4	80
Sb	14	0	4	6	1	0	25	0	50	1	0	2	1	1	0	5	0	50
TC	0	5	35	11	23	5	0	21	21	0	2	34	1	6	6	0	51	51
A.P.%	30	59	36	43	26	67	96	39		70	82	57	78	65	80	100	82	
E.G.%	40									70								

Antes da reclassificação, os objetos que foram reclassificados tinham a classe do Mapa 1 e depois, do Mapa 2. A.P.: Acurácia do produtor; A.U: Acurácia do usuário; E.G.: Exatidão global; Ag: Água; AA: Alto Albedo; BA: Baixo Albedo; CA: Cobertura Arbórea; CH: Cobertura Herbácea-Arbustiva; So: Solo; Sb: Sombra; TC: Telha de Cerâmica.

Fonte: Produção do autor.

Analisando as acurácias da Cobertura Herbácea-Arbustiva, as confusões com as classes Solo, Telha de Cerâmica, Baixo Albedo e Cobertura Arbórea diminuíram (Tabela 5.5), contribuindo com a melhoria de 29% e 39% das acurácias do usuário e do produtor, respectivamente (Tabela 5.6). A informação temporal foi importante para os resultados da Cobertura Herbácea-Arbustiva. Isso ficou evidente no caso de áreas queimadas e secas, observadas na imagem CBERS 04A do início da estação seca. Adicionalmente, as séries temporais

ajudaram a resolver confusões entre Cobertura Arbórea e Cobertura Herbácea-Arbustiva.

Tabela 5.6 – Teste estatístico unilateral da proporção de acerto das Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva nos objetos reclassificados antes (classes do Mapa 1) e após (classes do Mapa 2) a reclassificação.

Cobertura	Produtor				Z	Usuário				
	Mapa 1		Mapa 2			Mapa 1		Mapa 2		Z
	n	%	n	%		n	%	n	%	
Herbácea-Arbustiva (acerto)	37	26	66	65	6.03 ***	37	37	66	66	4.1 ***
Herbácea-Arbustiva (erro)	103	74	35	35		63	63	34	34	
Arbórea (acerto)	44	43	80	78	5.1 ***	44	44	80	80	5.2 ***
Arbórea (erro)	59	57	23	22		56	54	20	20	

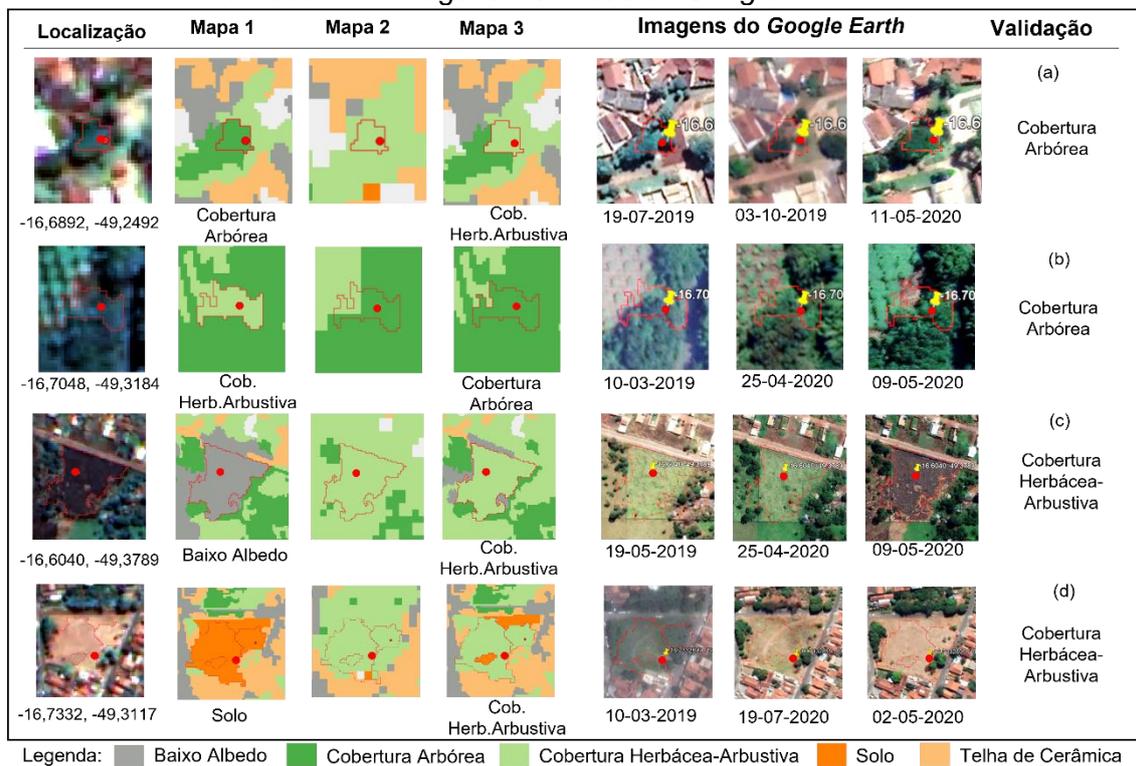
*: p-valor < 0,10 ($Z_0 > 1,28$); **: p-valor < 0,05 ($Z_0 > 1,65$) ***: p-valor < 0,01 ($Z_0 > 2,33$).

Fonte: Produção do autor.

Analisando a acurácia da Cobertura Arbórea, as confusões com as classes Cobertura Herbácea-Arbustiva, Baixo Albedo, Sombra, Solo e Telha de Cerâmica diminuíram (Tabela 5.5), contribuindo com a melhoria de 35% e 36% das acurácias do produtor e do usuário, respectivamente (Tabela 5.6). Porém, diferente da Cobertura Herbácea-Arbustiva, a Cobertura Arbórea foi mais observada em casos de subsegmentação da imagem. Isso foi confirmado após a validação, em que se observou erros relacionados também à mistura de Cobertura Arbórea e edificações em um mesmo objeto. Isso também se aplica para confusões entre as classes de Alto Albedo, Baixo Albedo e Telha de Cerâmica, comumente mescladas em um objeto, por serem compactas e, muitas vezes, com tamanhos inferiores a 200 m² (tamanho mínimo dos objetos).

Nem sempre o processo de reclassificação favoreceu a atribuição correta de classes para os objetos segmentados. Fragmentos menores de Cobertura Arbórea em meio à Cobertura Herbácea-Arbustiva foram reclassificados para esta última classe. Este erro pode estar relacionado à resolução espacial mais grosseira do Sentinel-2 (Figura 5.8a). Em outras situações, a classificação da Cobertura Arbórea se beneficiou da inclusão das informações provenientes da série temporal do Sentinel-2 (Figura 5.8b). O método corrigiu alguns erros de classificação de áreas de Cobertura Herbácea-Arbustiva que estavam queimadas (Figura 5.8c) ou secas (Figura 5.8d) e foram confundidas com áreas de Baixo Albedo e Solo, respectivamente.

Figura 5.8 – Exemplos de reclassificação observados na área de estudo e a validação realizada com imagens históricas do *Google Earth*.



Fonte: Produção do autor.

A entropia de Shannon foi útil para identificar áreas no Mapa 2 com chances de terem maior acerto de classificação que no Mapa 1. Apesar disso, a compatibilidade entre as escalas é um fator importante para garantir comparação mais justa entre os objetos gerados a partir de uma resolução espacial mais fina que os *pixels* do Sentinel-2. Devido à restrição da escala, sugere-se mais pesquisas com base em *softwares* livres para reduzir problemas de supersegmentação. Assim, mais objetos com tamanhos maiores, representando regiões homogêneas, seriam incluídos na comparação da entropia. A subsegmentação foi outro problema a ser controlado pelos parâmetros de segmentação escolhidos nesta pesquisa, e por isso, não foi possível garantir detecção de classes de cobertura menores que 200 m².

Analisando-se a validação do Mapa 3, as acurácias do produtor e usuário foram 79% e 85% para Cobertura Herbácea-Arbustiva, e 86% e 82% para a Cobertura Arbórea e sua exatidão global foi de 82% (Tabela 5.7). O fato da exatidão global

do Mapa 3 ter sido inferior às exatidões globais dos Mapas 1 e 2 (Tabela 5.2) pode ser explicado pela diferença de procedimento de validação. Para o Mapa 3 foi realizada validação do mapeamento considerando pontos aleatórios amostrados sobre a classificação final. Assim, qualquer ponto no mapa poderia ser amostrado. Para os Mapas 1 e 2, os resultados da matriz de confusão referem-se a um teste da classificação. Embora tenha sido realizado um sorteio aleatório para as amostras de teste, considerou-se uma seleção de objetos e pontos representativos de cada classe para cada abordagem. Portanto, houve mais rigor quanto à qualidade das amostras. Não foi realizada validação do mapeamento do Mapa 1 para fins de compará-lo ao Mapa 3, pois apenas 2,3% da área total foi discordante entre ambos.

Tabela 5.7 – Matriz de confusão da validação do Mapa 3.

	Referência								
	Ag	AA	BA	CA	CH	So	Sb	TC	A.U. %
Ag	46	0	2	0	0	0	2	0	92
AA	0	42	5	0	0	1	0	2	84
BA	0	0	66	1	3	0	3	3	87
CA	0	0	6	56	5	0	1	0	82
CH	1	0	6	6	85	0	0	2	85
So	0	0	5	0	12	32	0	1	64
Sb	4	0	0	2	0	1	43	0	86
TC	0	4	9	0	2	1	1	37	69
A.P. %	90	91	67	86	79	91	86	82	
E.G. %	82								

Ag: Água; AA: Alto Albedo; BA: Baixo Albedo; CA: Cobertura Arbórea; CH: Cobertura Herbácea-Arbustiva; So: Solo; Sb: Sombra; TC: Telha de Cerâmica; A.P.: Acurácia do produtor; A.U: Acurácia do usuário; E.G.: Exatidão global.

Fonte: Produção do autor.

No entanto, avaliando outros estudos que validaram mapeamento de cobertura urbana baseada em objetos geográficos, resultados similares aos obtidos neste trabalho foram observados. Em duas classificações de alvos urbanos baseadas em GEOBIA, utilizando imagens WorldView-2 (0,5 m) e WorldView-3 (0,34 m), as exatidões globais variaram de 86% a 88% (HAMEDIANFAR; GIBRIL, 2019; HAMEDIANFAR; SHAFRI, 2015). Além das resoluções espaciais de maior detalhe, os autores utilizaram algoritmos de *softwares* comerciais *Multiresolution*

Segmentation (BAATZ; SCHÄPE, 2000) no *e-Cognition*, e o *Full Lambda Schedule* (ROBINSON; REDDING; CRISP, 2002) no *Environment for Visualizing Images* (ENVI), que otimizam a segmentação de imagem. Além disso, a resolução espectral das imagens comerciais WorldView inclui bandas úteis na diferenciação de Telha de Cerâmica, Solo e da Cobertura Herbácea-Arbustiva seca (RIBEIRO; FONSECA, 2012), e de tipos de vegetação (YAN et al., 2018).

Com relação às classificações de séries temporais, Yan et al. (2018) obtiveram de 10% a 13% de melhoria na acurácia de tipos de vegetação após a integração de duas imagens WorldView-2, representando fases com e sem crescimento vegetativo. Os autores sugerem que poucas observações temporais de imagens de resolução espacial fina podem ser mais adequadas para detecção da vegetação urbana que muitas imagens de resolução espacial mais grosseira. Carneiro, Lopes e Espindola (2021) realizaram uma classificação de alvos urbanos da cidade de Teresina, Piauí, baseada em atributos temporais do Sentinel-2, na plataforma *Google Earth Engine*, mas não diferenciaram tipos de vegetação. Os autores apresentaram exatidão global da classificação com *Random Forest* de 94%, similar à obtida no presente estudo (96%), mas não especificaram as acurácias das classes urbanas.

Finalmente, a política de aquisição de dados contínuos dos programas Copernicus, Landsat, e CBERS deve favorecer novas abordagens para análise simultânea de atributos espectrais e temporais (SHAHTAHMASSEBI et al. 2021). Da mesma forma, o monitoramento de fases fenológicas de cultivos e identificação de diversos tipos de fitofisionomias de vegetação nativa, utilizando séries temporais arranjadas em cubos de dados, têm apresentado resultados promissores (SIMOES et al., 2021). Contudo, até onde se verificou, o uso de cubos de dados para o monitoramento da vegetação urbana ainda não foi relatado. O presente estudo contribui assim com uma proposta metodológica para o uso de atributos espectro-temporais, extraídos de cubos de dados Sentinel-2 e de métricas de incerteza para reduzir confusões observadas na classificação de cobertura urbana de uma imagem CBERS 04A, de resolução espacial mais fina. Com o avanço da tecnologia de cubos de dados, disponibilizando ARD de resolução espacial como a do CBERS 04A, e a maior

disponibilidade de dados e *softwares* livres, espera-se melhorias no monitoramento de áreas urbanas que dependa da dimensão temporal.

5.2 Análise da equidade espacial do Verde Urbano

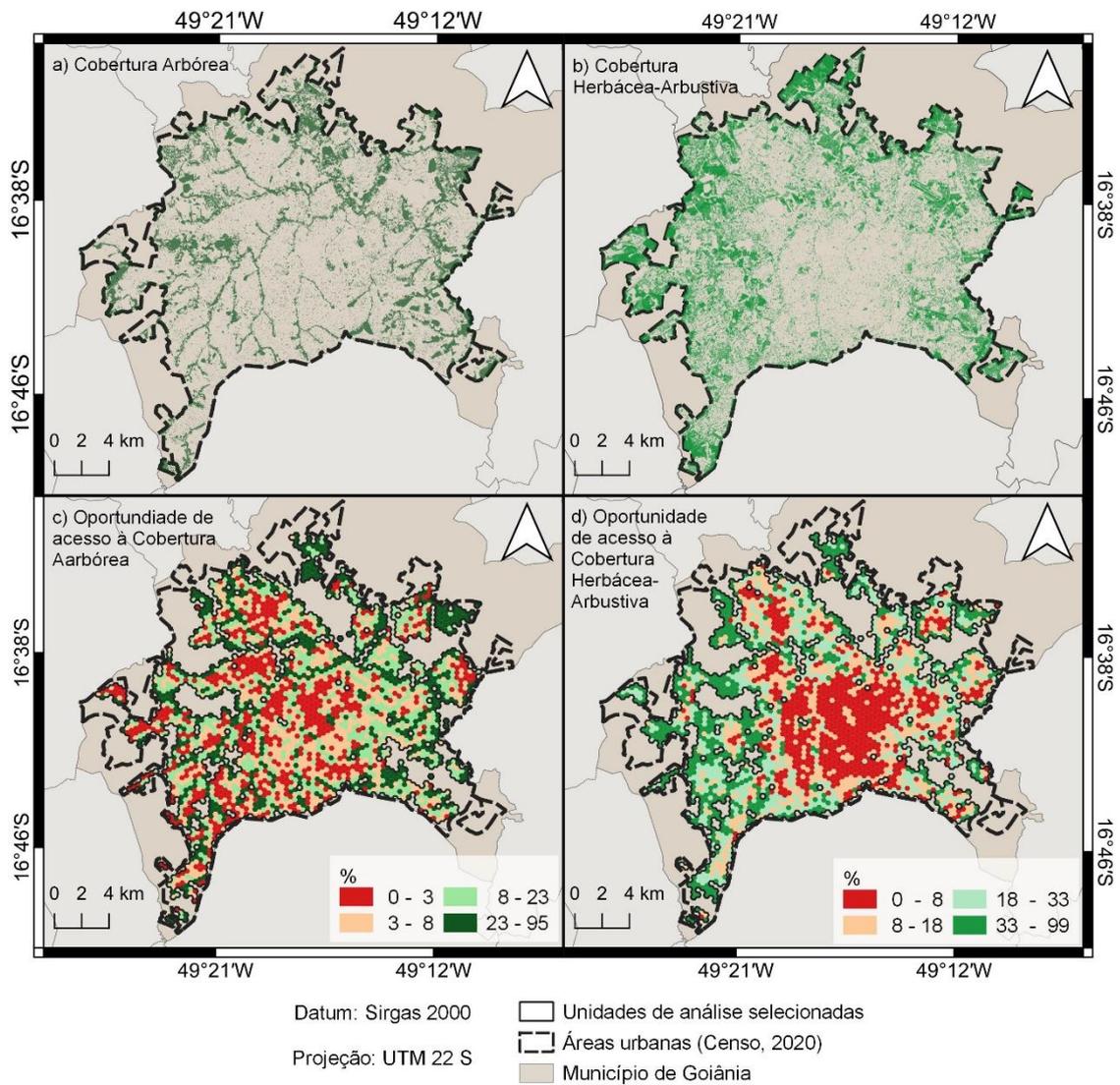
Para a análise da equidade espacial do Verde Urbano foram considerados: os resultados da espacialização das variáveis dependentes e independentes nas unidades de análise (Seção 5.2.1); os resultados da análise de equidade para cada grupo populacional (Seção 5.2.2) e uma discussão geral da análise de equidade espacial do Verde Urbano para Goiânia (Seção 5.2.3).

5.2.1 Espacialização das variáveis na unidade de análise

A Figura 5.9 apresenta as Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva, do Mapa Híbrido (Seção 5.1.3) e as oportunidades de acesso a cada uma, distribuídas em quartis. Regiões com Cobertura Arbórea acima de 23% concentram-se nas periferias a nordeste da cidade e, ao longo da cidade, se distribuem em pequenas manchas isoladas, ou no entorno de áreas ripárias. Na região central, a proporção de Cobertura Arbórea é, predominantemente, inferior a 8%. As maiores proporções de Cobertura Herbácea-Arbustiva (acima de 33%) estão nas áreas periféricas a oeste e a nordeste da cidade. Na região central, a proporção de Cobertura Herbácea-Arbustiva também é, em sua maioria, abaixo de 8%. Um padrão de distribuição que se difere entre as coberturas vegetais é que *clusters* de altas e baixas proporções de Cobertura Herbácea-Arbustiva são mais concentrados do que os de Cobertura Arbórea, mais dispersos.

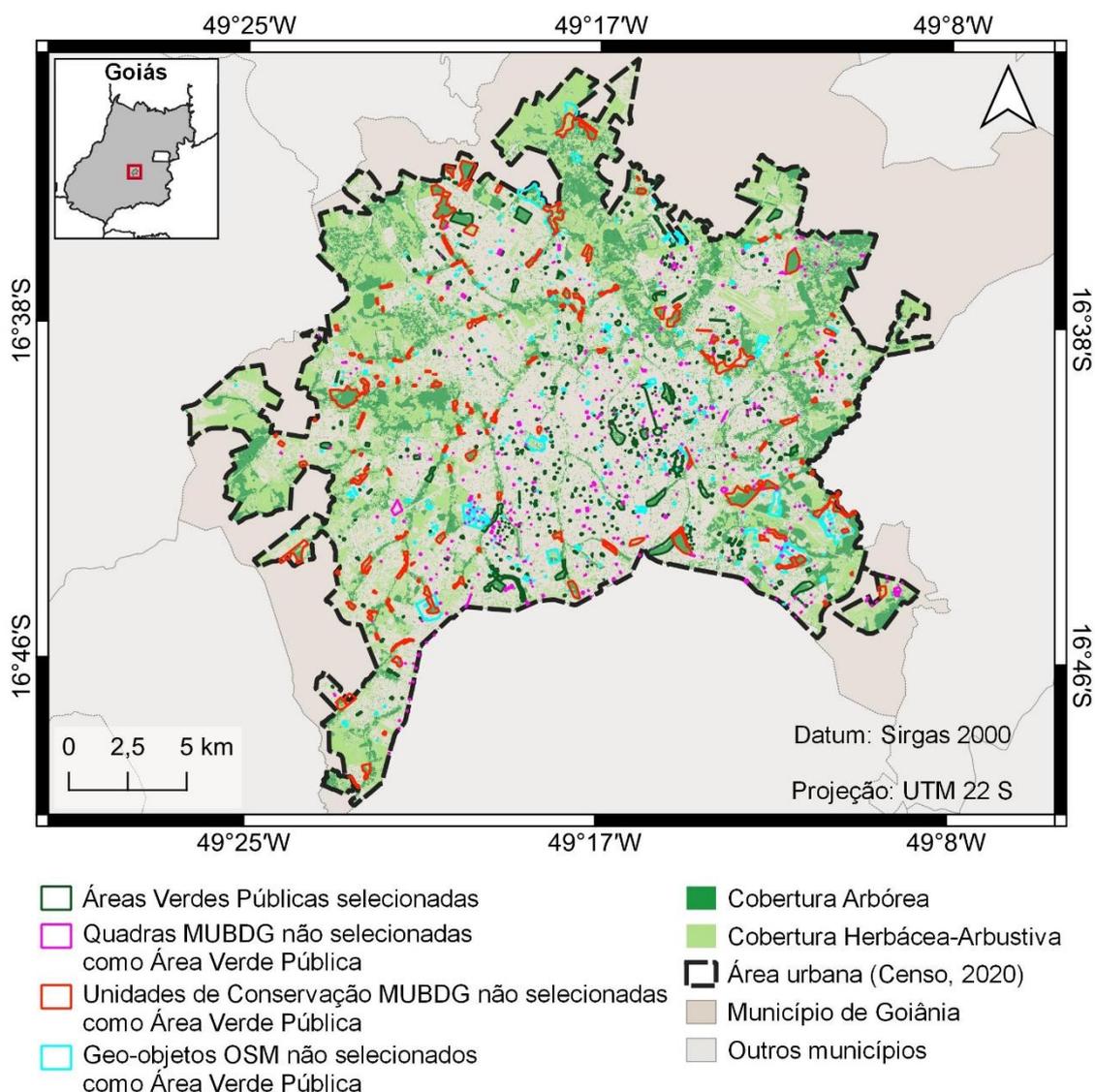
As áreas centrais possuem menor quantidade de vegetação do que áreas periféricas, mas ao mesmo tempo, concentram as Áreas Verdes Públicas. Muitas destas foram instituídas desde a fundação da cidade (RIBEIRO, 2004) e outras implementadas principalmente a partir de 2005 (SAKATA, 2018; VIEIRA, 2020). Da última versão do MUBGD, das 223 Unidades de Conservação cadastradas, apenas 46 (21%) foram identificadas como Áreas Verdes Públicas para este estudo. Portanto, ainda há um grande remanescente de área protegida com vegetação, com potencial de ser convertido em parque e praças, oferecendo mais benefícios à população urbana (Figura 5.10).

Figura 5.9 – Distribuição da Cobertura Arbórea (a) e Cobertura Herbácea-arbustiva (b) e classificação em quantis das oportunidades de acesso às Coberturas Arbóreas (c) e Herbácea-Arbustiva (d) nas unidades de análise.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.10 – Distribuição de lotes cadastrados no Mapa Urbano Básico Digital (MUBDG) e no *Open Street Map* (OSM), selecionados e não selecionados como Área Verde Pública neste estudo, sobre a vegetação de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

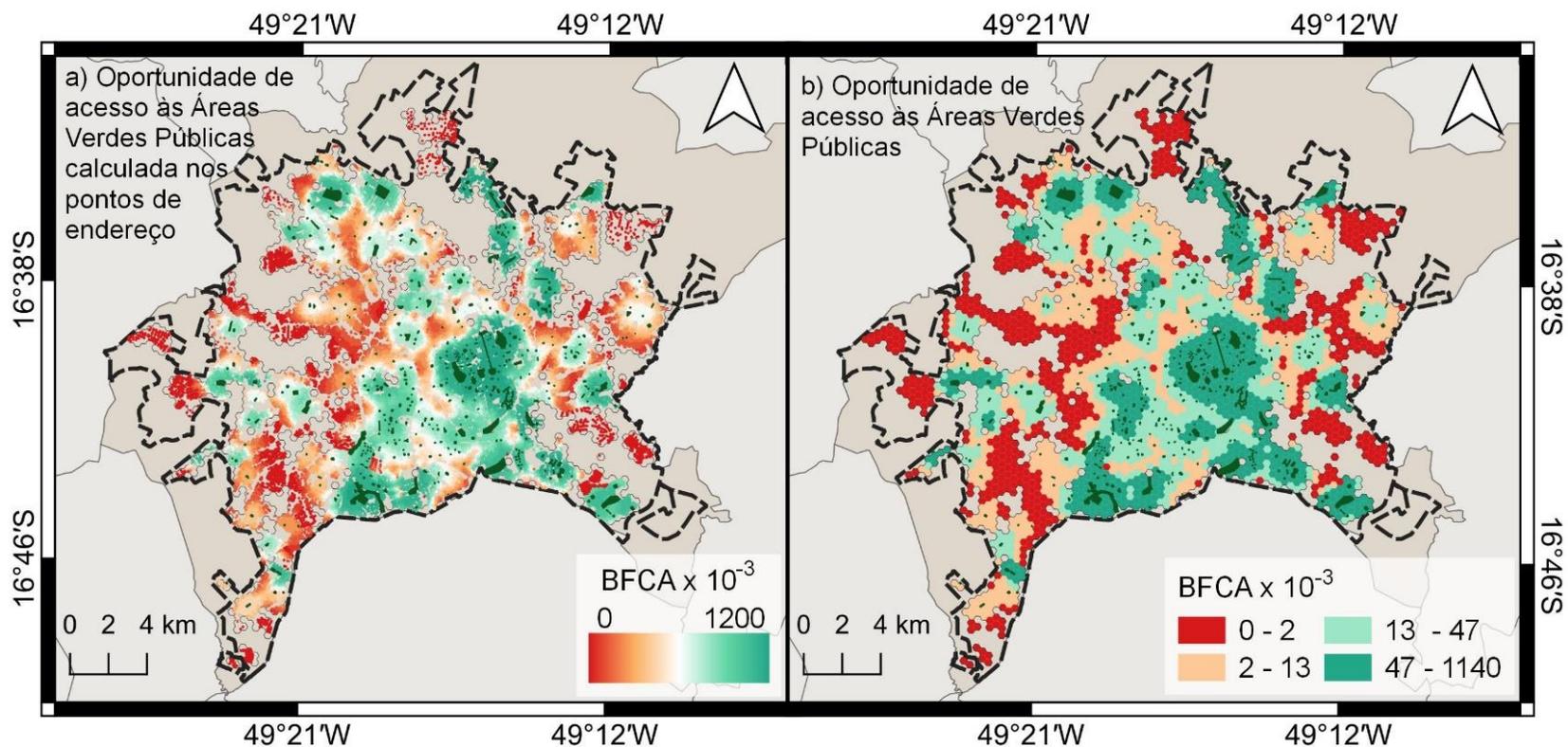
A Figura 5.11 apresenta as oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas estimadas pelo indicador BFCA nos pontos de endereço e a sua média nos hexágonos. A distribuição espacial dessas variáveis está em quartis. Há uma distribuição muito desigual da acessibilidade: 25% dos hexágonos, com 159 mil residentes (13% da população), apresentam acessibilidade próxima a zero e localizam-se em áreas mais periféricas; 50% dos hexágonos, com 615 mil residentes (50%), apresentam BFCA entre 0,013 e 0,047; e os 25% dos

hexágonos de maior acessibilidade, com 470 mil habitantes (37%), apresenta uma variação muito grande do nível de acessibilidade (BFCA entre 0,047 e 1,14). Este último grupo está no entorno de um número ou tamanho maiores de Áreas Verdes Públicas, especialmente no centro-sul e a sudeste da cidade, e em algumas áreas ao norte, a nordeste e a oeste. Ainda que calculada por diferentes métodos, a distribuição mais assimétrica de acessibilidade às Áreas Verdes Públicas é também observada em muitas cidades de países desenvolvidos (LIU; KWAN; KAN, 2021; NESBITT et al., 2019) e em desenvolvimento (MACEDO; HADDAD, 2016; XIAO et al., 2017).

A Figura 5.12 apresenta a espacialização das variáveis populacionais em quartis. Os hexágonos com maiores proporções de Crianças e Adolescentes (Figura 5.12a) e Negros (Figura 5.12d), com Menos Alfabetizados (Figura 5.12e) e com Famílias de Menores Rendas (Figura 5.12f) concentram-se em regiões periféricas a leste e a oeste. O oposto para esses grupos é observado nas regiões centrais e ao sul. Os Idosos (Figura 5.12b) apresentam um padrão de distribuição inverso do descrito para os grupos anteriores. As maiores proporções de Mulheres Adultas, por sua vez, formam *clusters* de hexágonos menores e mais espalhados, mas ainda assim, há uma menor proporção de mulheres nas regiões mais centrais da cidade.

Crianças e Adolescentes, Idosos, Mulheres Adultas e Negros representavam, respectivamente 27%, 10%, 30% e 50% da população residente em áreas urbanizadas em Goiânia no ano de 2010. Com relação à escolaridade, 89% da população era alfabetizada. Esta taxa é inferior à proporção de alfabetizados no Brasil em 2010, que era equivalente a cerca de 91% da população. Nota-se que os hexágonos com proporção de alfabetizados superiores a 91% coincidem, majoritariamente, com aqueles de maiores rendas. Com relação à condição financeira, 25% da área urbana é habitada por famílias com rendimento per capita de até R\$ 548 reais, equivalente à época a praticamente 1 salário-mínimo (R\$510,00) (IBGE, 2011b), e a Renda per Capita considerando toda a população de áreas urbanizadas de Goiânia era de R\$ 1.088.

Figura 5.11 – Classificação em quantis da oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas nas unidades de análise.



Datum: Sirgas 2000

Projeção: UTM 22 S

■ Área Verde Pública

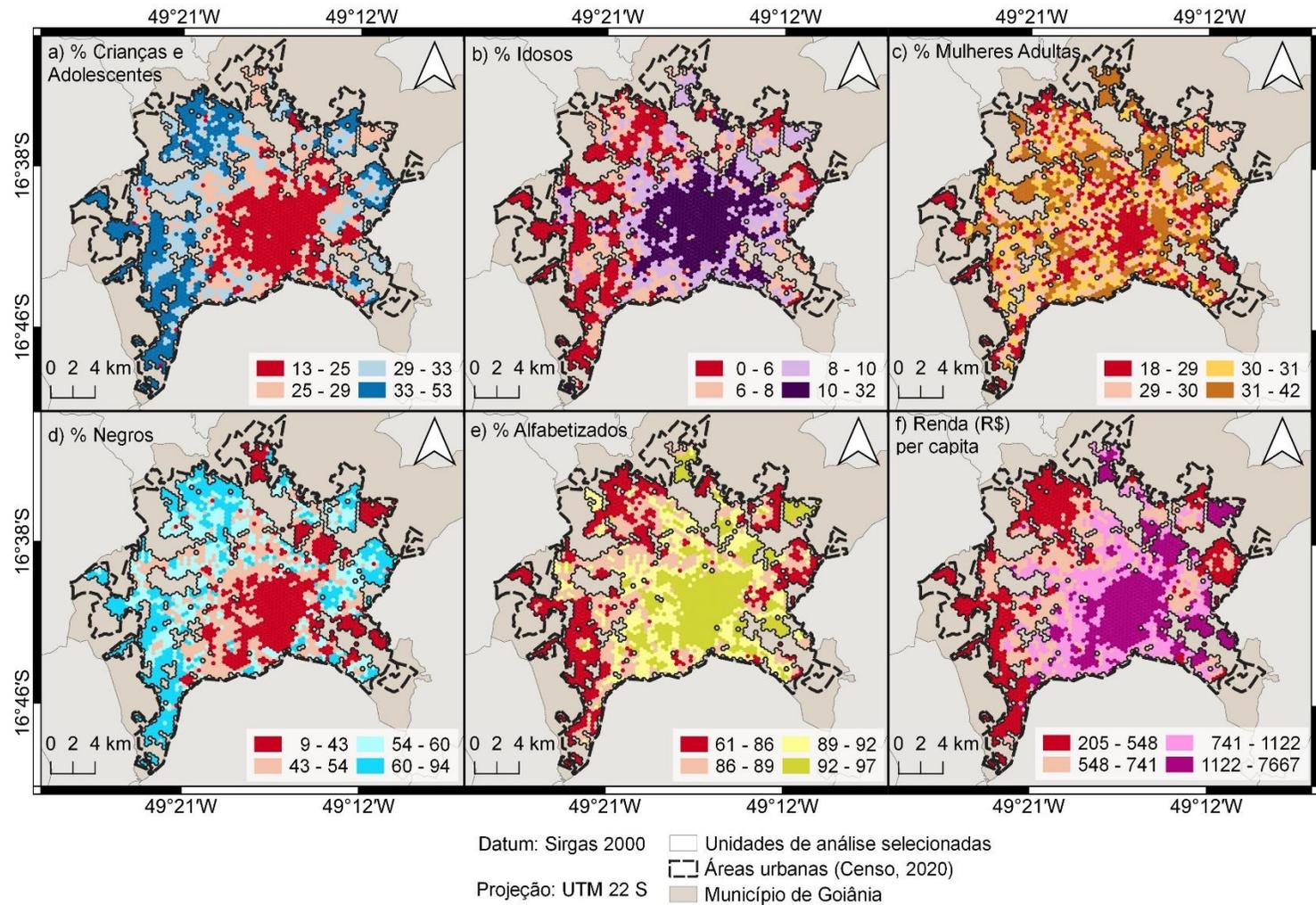
□ Unidades de análise selecionadas

▭ Áreas urbanas (Censo, 2020)

■ Município de Goiânia

Fonte: Produção do autor

Figura 5.12 – Classificação em quantis das variáveis populacionais nas unidades de análise.



Fonte: Produção do autor.

Finalmente, assim como em outras cidades brasileiras, as segregações racial e da população de baixa renda vem sendo constatadas. Em Goiânia, estes grupos concentram-se nas “áreas periféricas, com baixa infraestrutura urbana e com problemas em relação aos seus domicílios, vivendo em áreas de risco e/ou em aglomerados subnormais” (FERREIRA; RATTIS, 2018, p. 76). A cor, rendimento per capita e nível de alfabetização da população foram analisados anteriormente para a região metropolitana de Goiânia, verificando-se altas proporções de brancos, mais alfabetizados e famílias de maiores rendas nos setores censitários da região centro-sul do município (AMARAL; AMARAL, 2019). Sobre a população de Mulheres Adultas, Idosos e Crianças e Adolescentes, especificamente, não foram identificados estudos em Goiânia.

5.2.2 Equidade espacial do Verde Urbano por grupo populacional

Os resultados da transformação Box-Cox realizada sobre as variáveis dependentes dos dados estão no Apêndice D. Embora as distribuições avaliadas não tenham se igualado estatisticamente a uma curva normal, os valores-p dos testes de Kolmogorov-Smirnov aumentaram, sugerindo uma maior tendência à normalidade do que antes da transformação (Tabela D.1). Adicionalmente, os histogramas indicam que as distribuições das variáveis dependentes se aproximaram mais a de uma normal, sem comprometer a distribuição espacial das mesmas (Figuras D.1, D.2 e D.3). Da mesma forma, as distribuições dos resíduos de regressão linear para cada par de variável dependente e independente foram mais normalizadas (Figuras D.4, D.5 e D.6).

Apresenta-se a seguir as análises da equidade espacial do Verde Urbano para cada par de variável dependente e independente nas Seções 5.2.2.1 a 5.2.2.6. Nestas seções, são apresentadas as análises de equidade espacial para as oportunidades de acesso dos diferentes grupos populacionais estudados (Crianças e Adolescentes, Idosos, Mulheres Adultas, Negros, Menos Alfabetizados e Famílias de Menores Rendas) à Cobertura Arbórea, à Cobertura Herbácea-Arbustiva e às Áreas Verdes Públicas. Resultados complementares à análise estão em Tabelas e Figuras no Apêndice D, indicadas ao longo do texto. Uma síntese das análises foi realizada na Seção 5.2.2.7.

5.2.2.1 Crianças e Adolescentes

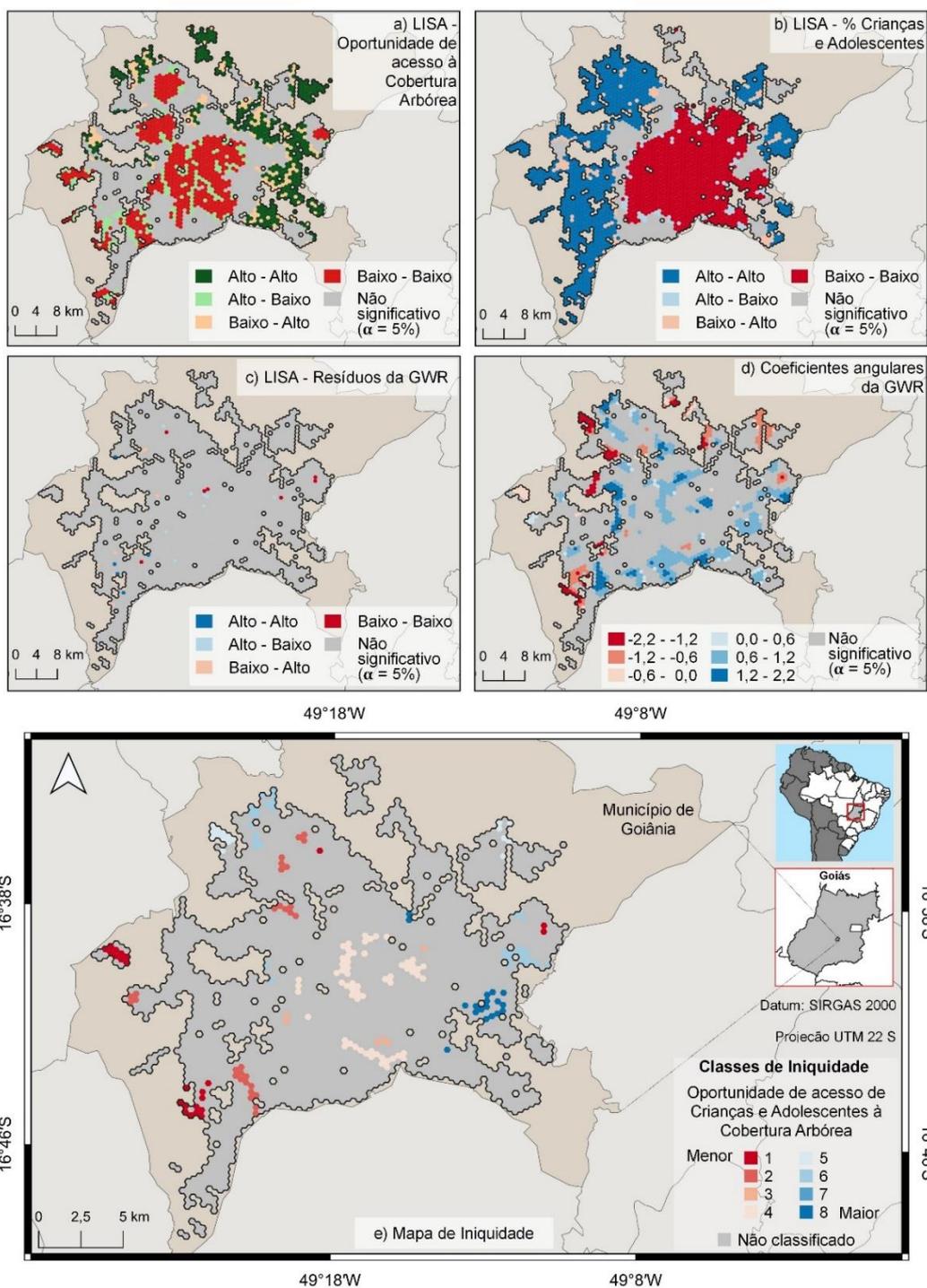
Das análises de equidade espacial para as oportunidades de acesso de Crianças e Adolescentes, identificaram-se resultados significativos para oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea abaixo da média (22% dos hexágonos) e proporções de Crianças e Adolescentes acima da média (37% dos hexágonos) nas periferias a leste, ao norte, a oeste e a sudoeste da cidade (Figuras 5.13a e 5.13b e Tabela D.2). Observou-se correlação espacial dos resíduos da regressão em 34 hexágonos (1,2% da área de estudo), mas sem formar *clusters* (Figura 5.13c e Tabela D.2).

Os coeficientes angulares significativos (Figura 5.13d) foram mais positivos para as variáveis, nas áreas mais centrais, e mais negativos, nas periféricas. As menores oportunidades de acesso foram localizadas nas periferias a leste, ao norte, a oeste e a sudoeste da cidade (Figura 5.13e). Essas vizinhanças possuem uma Cobertura Arbórea abaixo da média, mas uma proporção de Crianças e Adolescentes acima da média. Além disso, nas vizinhanças com coeficiente angular negativo, as residências com menos arborização no entorno tendem a possuir maior proporção de Crianças e Adolescentes.

Os resultados significativos para oportunidades de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva abaixo da média (29% dos hexágonos) e proporções de Crianças e Adolescentes acima da média foram identificados nas periferias a leste e ao norte da cidade (Figuras 5.14a e 5.14b e Tabela D.2). Houve correlação espacial dos resíduos da regressão em 63 unidades de análise (2,4% da área de estudo), mas sem formar *clusters* (Figura 5.14c e Tabela D.2).

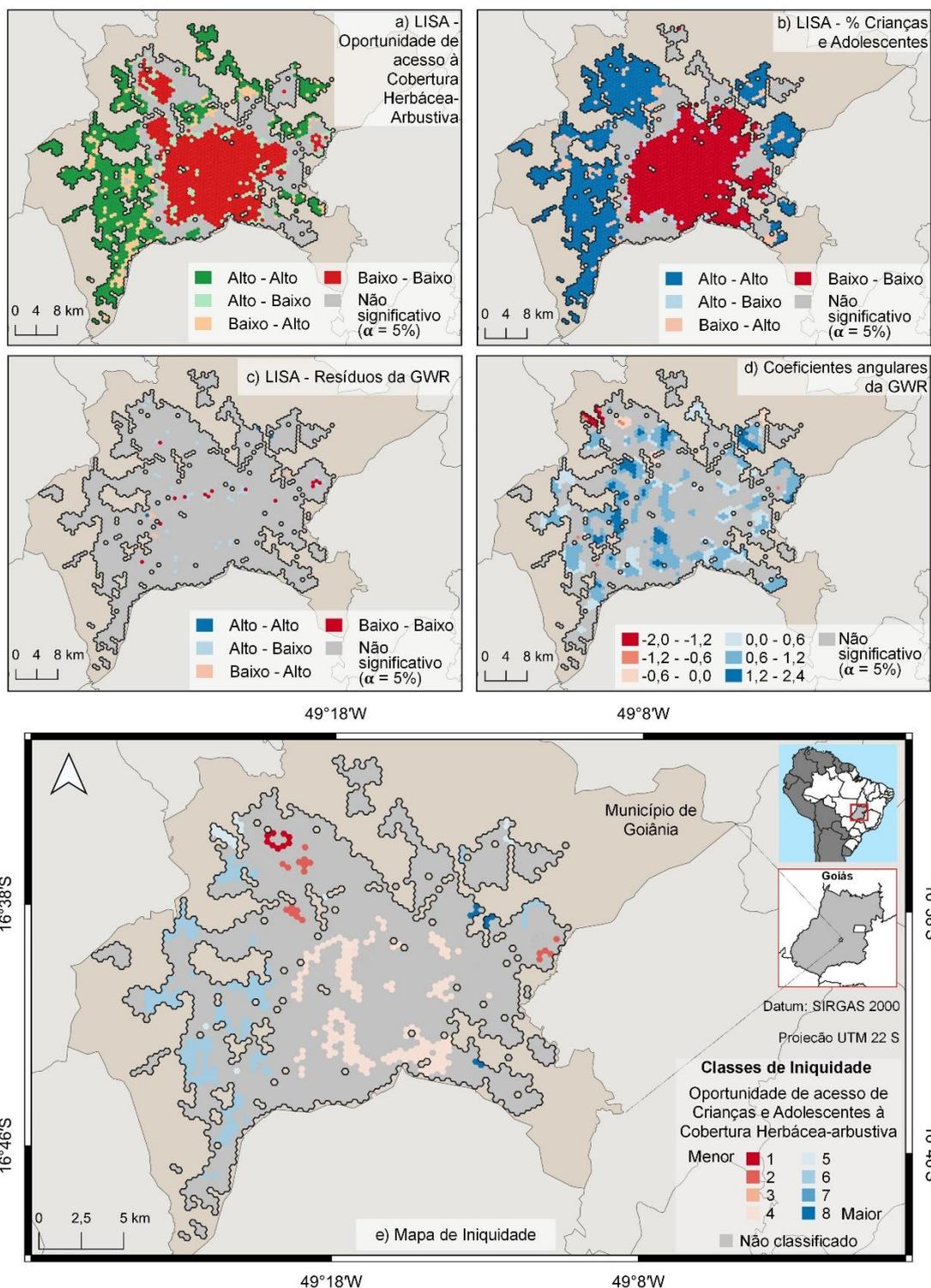
Os coeficientes angulares significativos (Figura 5.14d) foram mais positivos nas vizinhanças centrais e periféricas. Com exceção de áreas ao norte e leste da cidade, as vizinhanças classificadas no Mapa de Iniquidade tendem a ter maiores oportunidades de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva para este grupo populacional (Figura 5.14e). A área central da cidade revela menores oportunidades devido às baixas proporções desta vegetação, no entanto, também possuem proporções de Crianças e Adolescentes abaixo da média.

Figura 5.13 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Crianças e Adolescentes à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.14 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Crianças e Adolescentes à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.



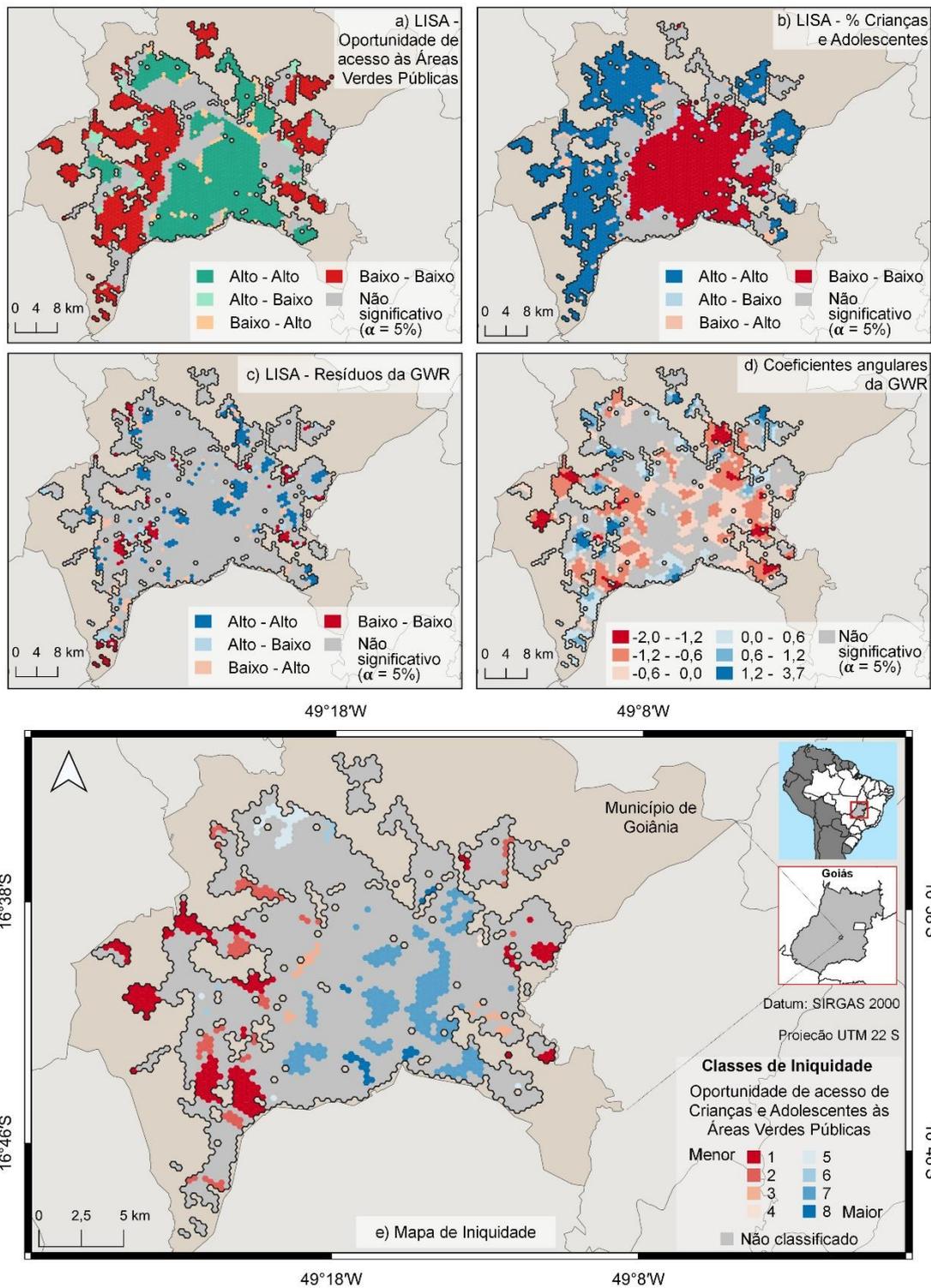
Fonte: Produção do autor.

Constataram-se resultados significativos para oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas abaixo da média (29% dos hexágonos) e proporções de Crianças e Adolescentes acima da média em toda a periferia, exceto ao norte e sul da cidade (Figuras 5.15a e 5.15b e a Tabela D.2). A correlação significativa dos resíduos foi observada em 475 hexágonos (18% da área de estudo), formando *clusters*, onde há indício de dependência espacial (Figura 5.15c e Tabela D.2).

Verificou-se coeficientes angulares mais negativos tanto em áreas centrais como periféricas (Figura 5.15d). No entanto, de acordo com os mapas LISA, as residências com maiores oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas possuem menor proporção de Crianças e Adolescentes, nas regiões centrais. Na periferia, observa-se o oposto. Deste modo, indicam-se menores oportunidades em diferentes vizinhanças periféricas a leste, a nordeste, a noroeste, a oeste e a sudeste da cidade (Figura 5.15e).

Complementarmente a essas análises (Tabela D.3), os indicadores de qualidade dos modelos de regressão espacial, como os menores valores de AICc, sugerem melhor ajuste para as oportunidades de acesso: às Áreas Verdes Públicas (AICc = 2.459), seguido da Cobertura Herbácea-Arbustiva (AICc = 5.451) e da Cobertura Arbórea (AICc = 6.621). Similarmente, os coeficientes de determinação locais (Figura D.7) indicam melhores ajustes para as Áreas Verdes Públicas. Nas regiões com estatística-t significativa, o R² foi geralmente superior a 0,4, chegando a valores superiores a 0,8. Para os tipos de vegetação, poucas regiões apresentam um ajuste de modelo superior a 0,4 ou 0,6. Valores de R² entre 0,2 e 0,4, de ajustes mais fracos do modelo, prevalecem nas áreas com estatística-t significativas.

Figura 5.15 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Crianças e Adolescentes às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

5.2.2.2 Idosos

Das análises de equidade espacial para as oportunidades de acesso de Idosos, identificaram-se regiões significativas para as oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea abaixo da média (22% dos hexágonos) e proporções de Idosos acima da média (29% dos hexágonos) no centro-sul da cidade (Figuras 5.16a e 5.16b e Tabela D.2). A correlação significativa dos resíduos da regressão foi observada em 29 hexágonos (1,1% da área de estudo), sem formação de *clusters* (Figura 5.16c e Tabela D.2).

Os coeficientes angulares foram mais negativos, exceto em vizinhanças a noroeste, a oeste e a sudoeste (Figura 5.16d). Assim, constataram-se menores oportunidades na região central da cidade (Figura 5.16e). Essas vizinhanças não só possuem uma Cobertura Arbórea abaixo da média e uma proporção de Idosos acima da média, como as residências com menos Cobertura Arbórea no entorno tendem a ser habitadas por uma maior proporção de Idosos.

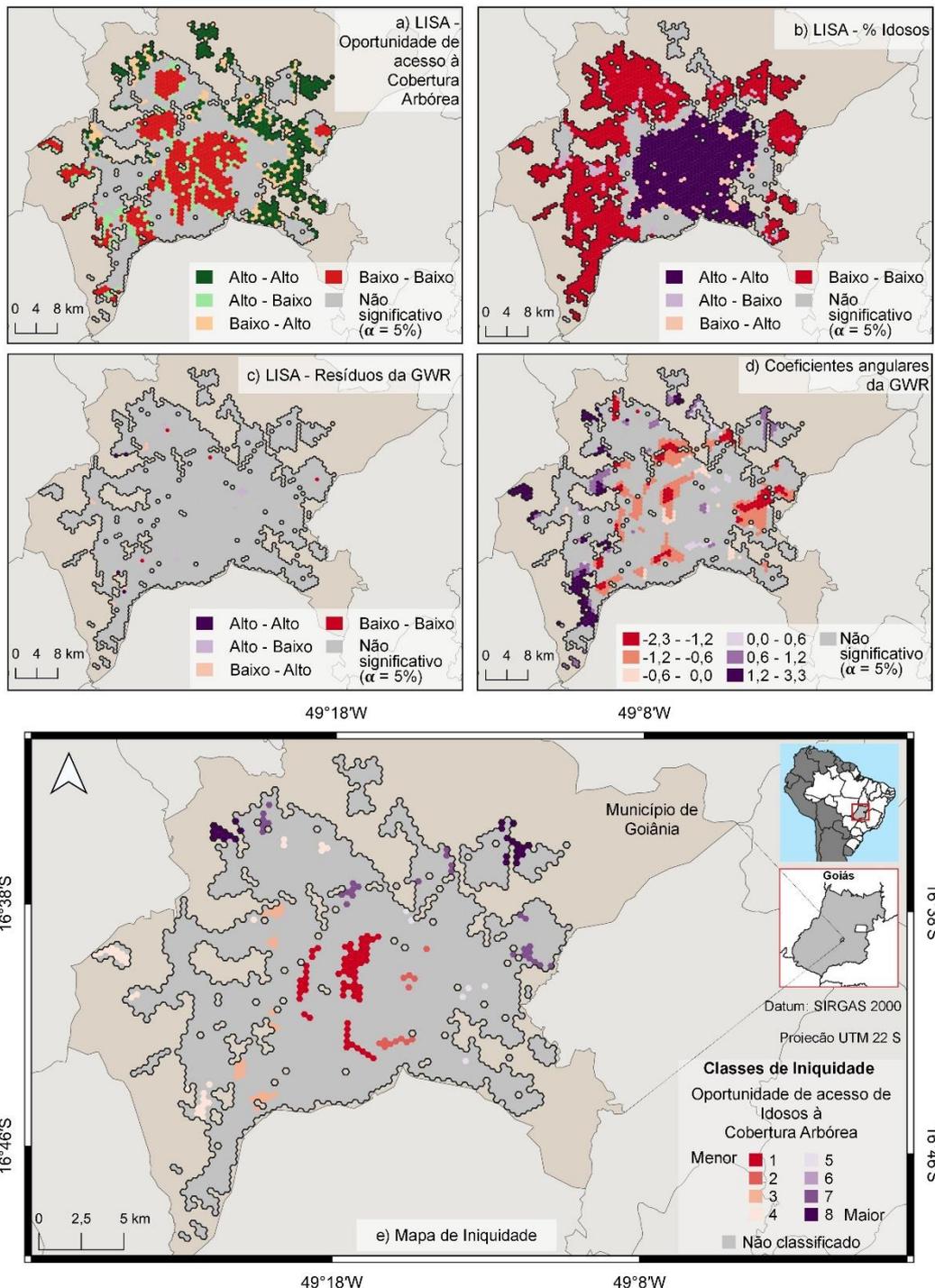
Foram observadas regiões significativas para as oportunidades de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva abaixo da média (22% dos hexágonos) e proporções de Idosos acima da média no centro-sul e na periferia a leste da cidade (Figuras 5.17a e 5.17b e Tabela D.2). A correlação significativa dos resíduos da regressão foi observada em 54 hexágonos (2,1% da área de estudo), sem formação de *clusters* (Figura 5.17c e Tabela D.2).

Os coeficientes angulares foram mais negativos em toda a cidade, exceto em poucas vizinhanças ao norte. Assim como para a Cobertura Arbórea, o Mapa de Iniquidade dessas variáveis (Figura 5.17e) indicou menores oportunidades na região mais central da cidade, mas também mais a leste e a sudeste. Nestas vizinhanças, há uma proporção de Cobertura Herbácea-Arbustiva abaixo da média, mas de Idosos, acima da média. Devido ao coeficiente angular negativo, sugere-se que nas residências com menos Cobertura Herbácea-Arbustiva no entorno há maior proporção de Idosos.

As áreas com oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas abaixo da média (29% dos hexágonos) mas com proporções de Idosos acima da média são dificilmente observadas comparando os mapas LISA (Figuras 5.18a e 5.18b

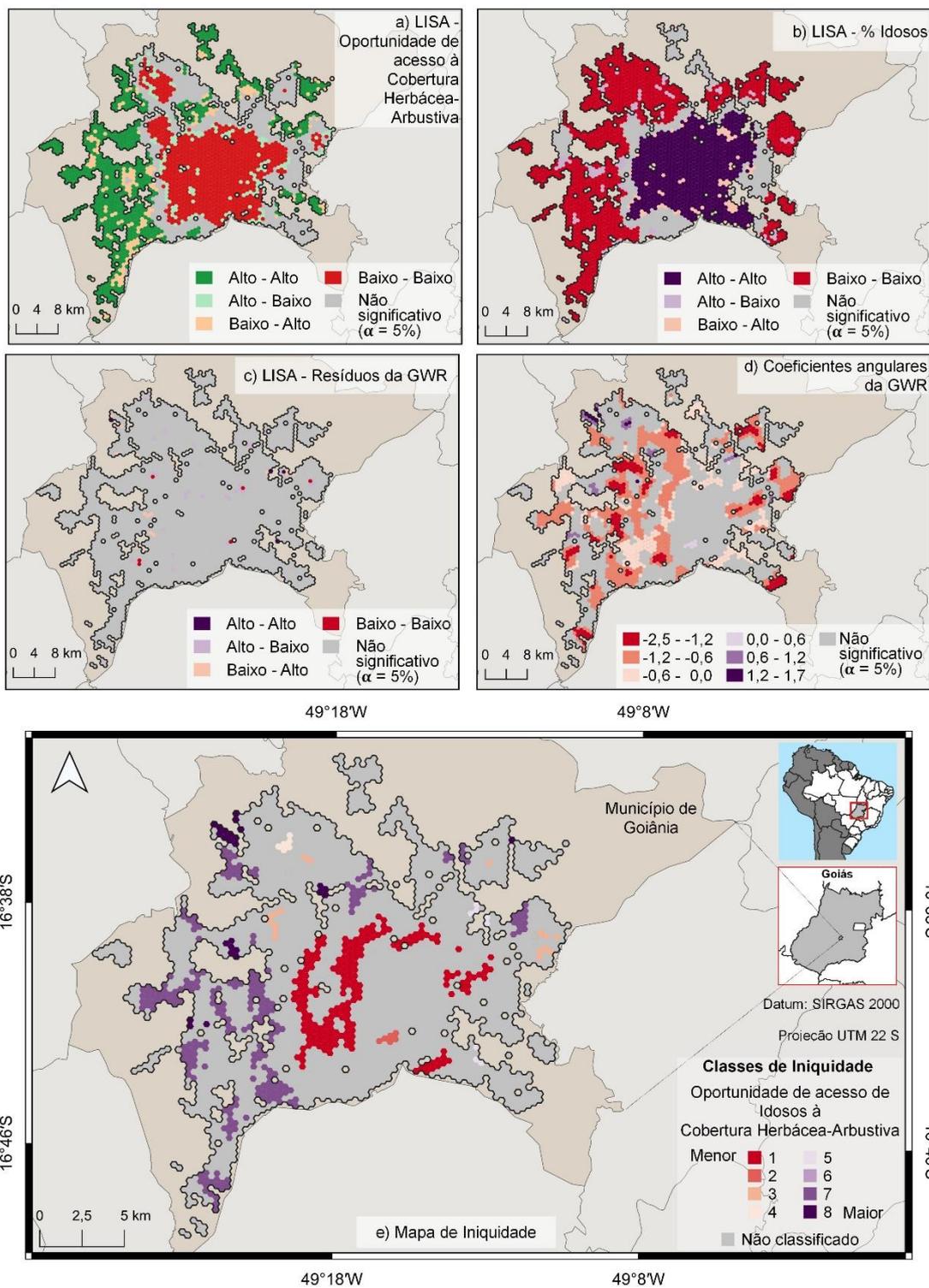
e Tabela D.2). Verificou-se correlação dos resíduos em 455 hexágonos (17,3% da área de estudo), formando *clusters*, onde há indício de dependência espacial (Figura 5.18c e Tabela D.2).

Figura 5.16 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Idosos à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.



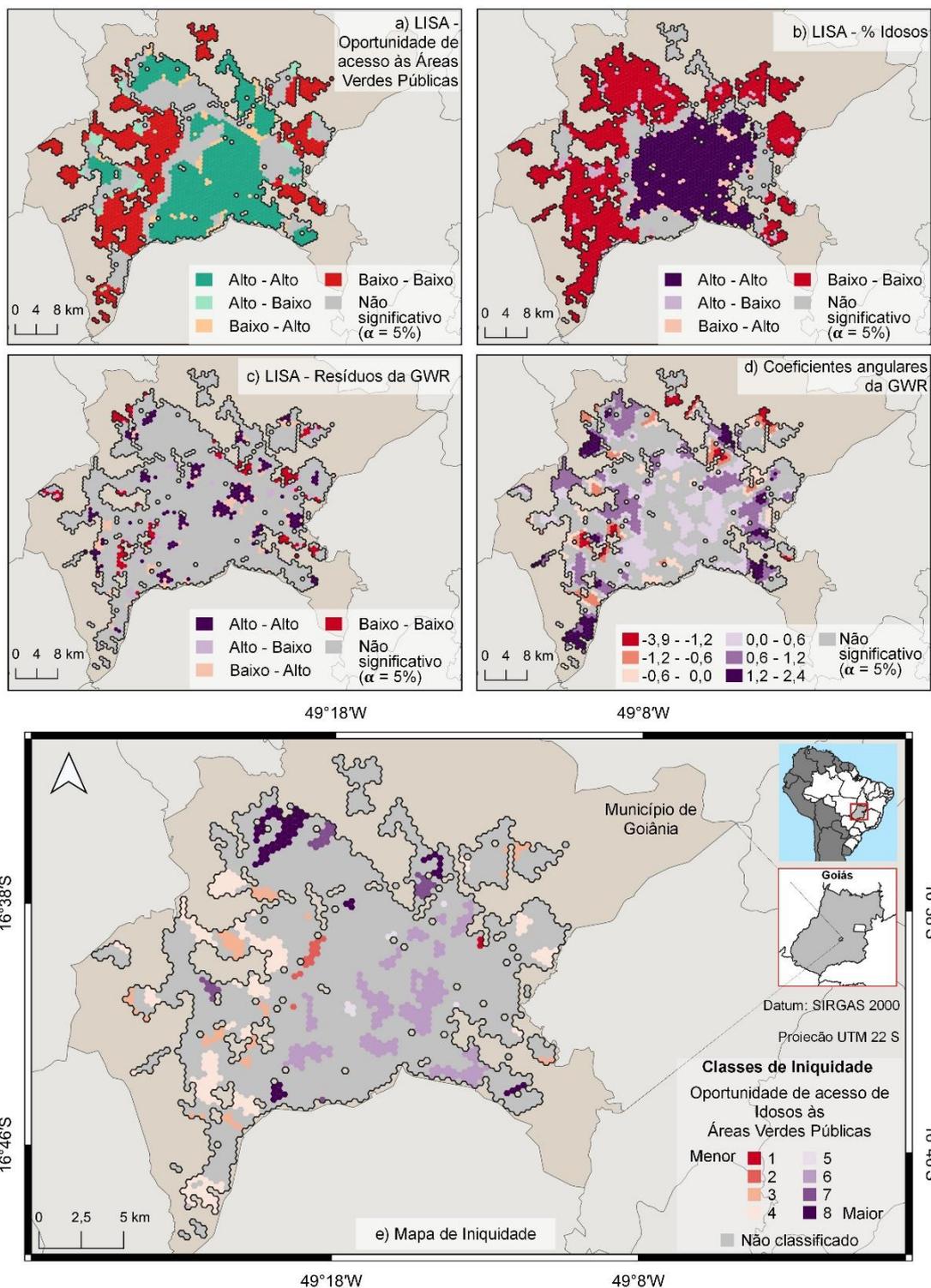
Fonte: Produção do autor.

Figura 5.17 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Idosos à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.18 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Idosos às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Os coeficientes angulares significativos foram mais positivos, em sua maioria, sendo os mais negativos encontrados nas periferias. No entanto, essas áreas são de menor proporção de Idosos, comparado à média da cidade. O Mapa de Iniquidade (Figura 5.18e) indicou menores oportunidades em apenas dois hexágonos a leste (Classe 1), seguidos de poucos hexágonos na transição centro-periferia a noroeste da cidade (Classe 2). Nestes últimos, há uma menor acessibilidade às Áreas Verdes Públicas comparado à média e uma proporção de Idosos acima da média. No entanto, sugere-se que a população residente com mais acessibilidade, nesta vizinhança, tenha maior proporção de Idosos.

Por fim, para complementar as análises dos Idosos (Tabela D.3), observou-se melhor ajuste dos modelos de regressão para as oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas (AICc = 2.459), seguidas da Cobertura Herbácea-Arbustiva (AICc = 5.378) e da Cobertura Arbórea (AICc = 6.615). Os coeficientes de determinação local dos modelos (Figura D.8) foram predominantemente maiores para as Áreas Verdes Públicas e os padrões de distribuição dos coeficientes de determinação em relação às estatísticas-t significativas assemelham-se aos observados para as Crianças e Adolescentes: R^2 geralmente superiores a 0,4, ou até 0,8 para as Áreas Verdes Públicas, mas para os tipos de vegetação, há um predomínio de R^2 entre 0,2 e 0,4, que indicam ajustes mais fracos para o modelo.

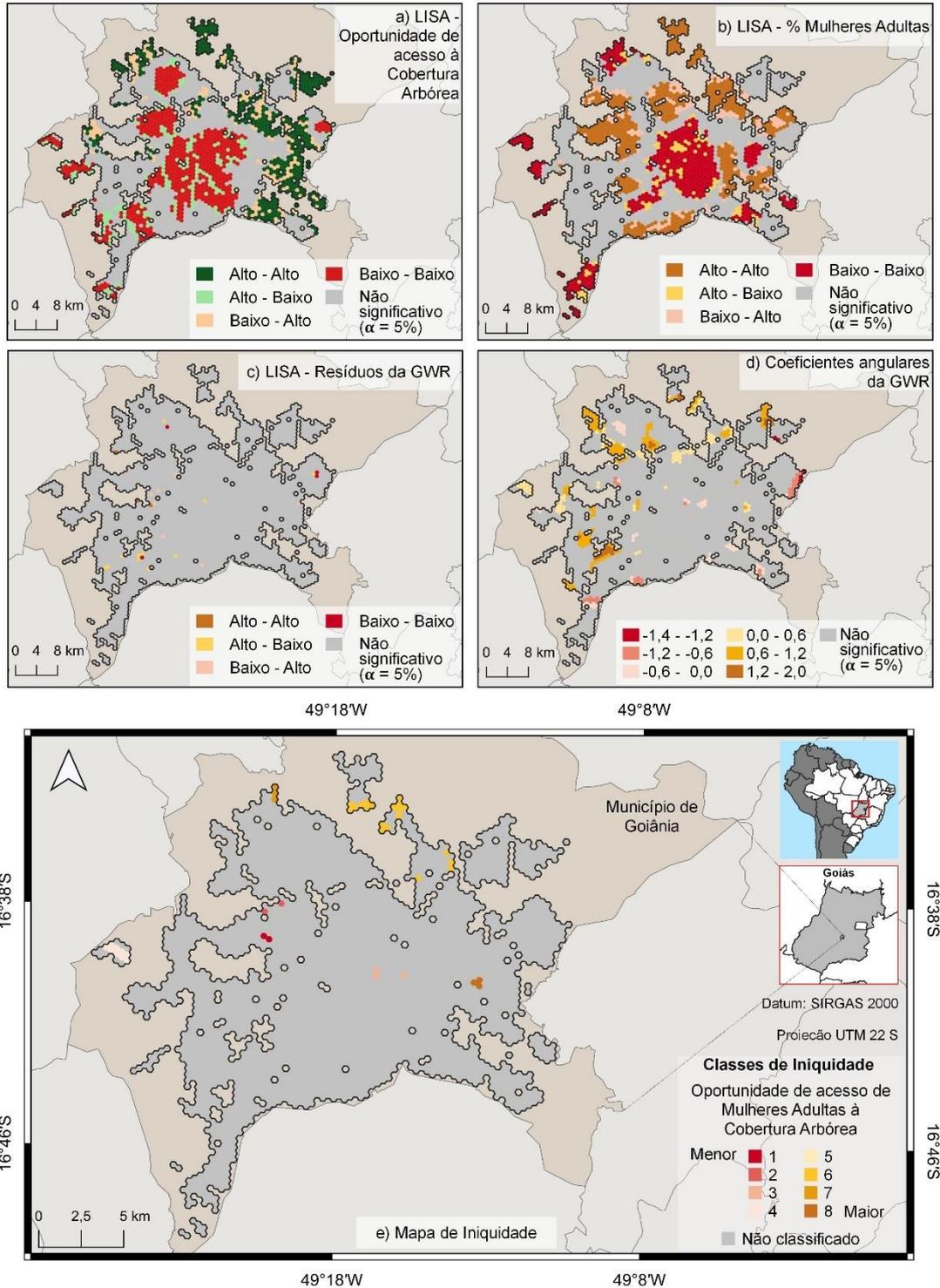
5.2.2.3 Mulheres Adultas

Os locais significativos com oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea abaixo da média (22% dos hexágonos) e com proporções de Mulheres Adultas acima da média (21% dos hexágonos) foram identificados na transição centro-periferia a noroeste da cidade (Figuras 5.19a e 5.19b e Tabela D.2). Constatou-se correlação dos resíduos da regressão em 27 hexágonos (1,0% da área de estudo), mas sem formar *clusters* (Figura 5.19c e Tabela D.2).

Os coeficientes foram, em sua maioria, positivos exceto para algumas vizinhanças em regiões de borda e na área de transição centro-periferia a noroeste da cidade (Figura 5.19c). Desta forma, praticamente não se detectaram

áreas com menores oportunidades de acesso de Mulheres Adultas à Cobertura Arbórea (Figura 5.19e).

Figura 5.19 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Mulheres Adultas à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

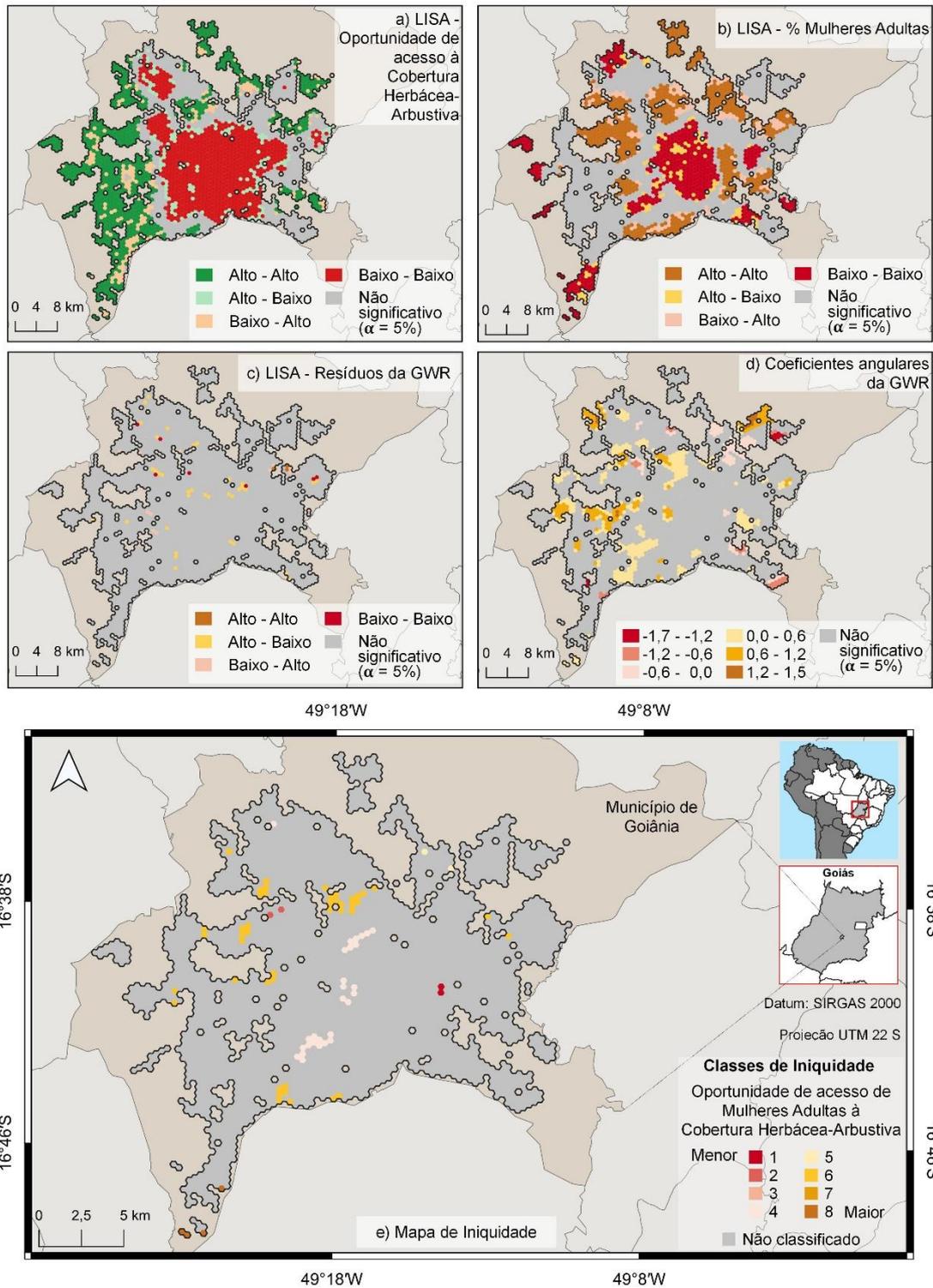
As vizinhanças significativas para oportunidades de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva abaixo da média (29% dos hexágonos) e proporções de Mulheres Adultas acima da média foram localizadas na transição centro-periferia a leste e a noroeste da cidade (Figuras 5.20a e 5.20b e Tabela D.2). A correlação dos resíduos da regressão foi constatada em 60 hexágonos (2,3% da área de estudo), mas sem formar *clusters* (Figura 5.20c e Tabela D.2).

Os coeficientes angulares foram negativos exceto em poucas vizinhanças em áreas de borda e na transição centro periferia a leste, mas com valor quase nulo (Figura 20d). Diante desses resultados, o Mapa de Iniquidade dessas variáveis (Figura 5.20e) indicou menores oportunidades em dois hexágonos a leste e noroeste. Essas vizinhanças tendem a possuir acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva abaixo da média, mas uma proporção de mulheres acima da média. O coeficiente angular negativo identificado a leste, embora próximo de zero, indica que as residências com menos Cobertura Herbácea-Arbustiva no entorno sejam habitadas por uma maior proporção de Mulheres Adultas.

As oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas abaixo da média (29% dos hexágonos) e as proporções de Mulheres Adultas acima da média foram identificadas, significativamente, na transição centro-periferia a noroeste e a oeste da cidade e em regiões mais periféricas ao norte, a leste e a sudeste (Figuras 5.21a e 5.21b e Tabela D.2). Verificou-se correlação espacial dos resíduos em 505 hexágonos formando *clusters* (19,2% da área de estudo) (Figura 5.21c e Tabela D.2), onde se observa maior dependência espacial.

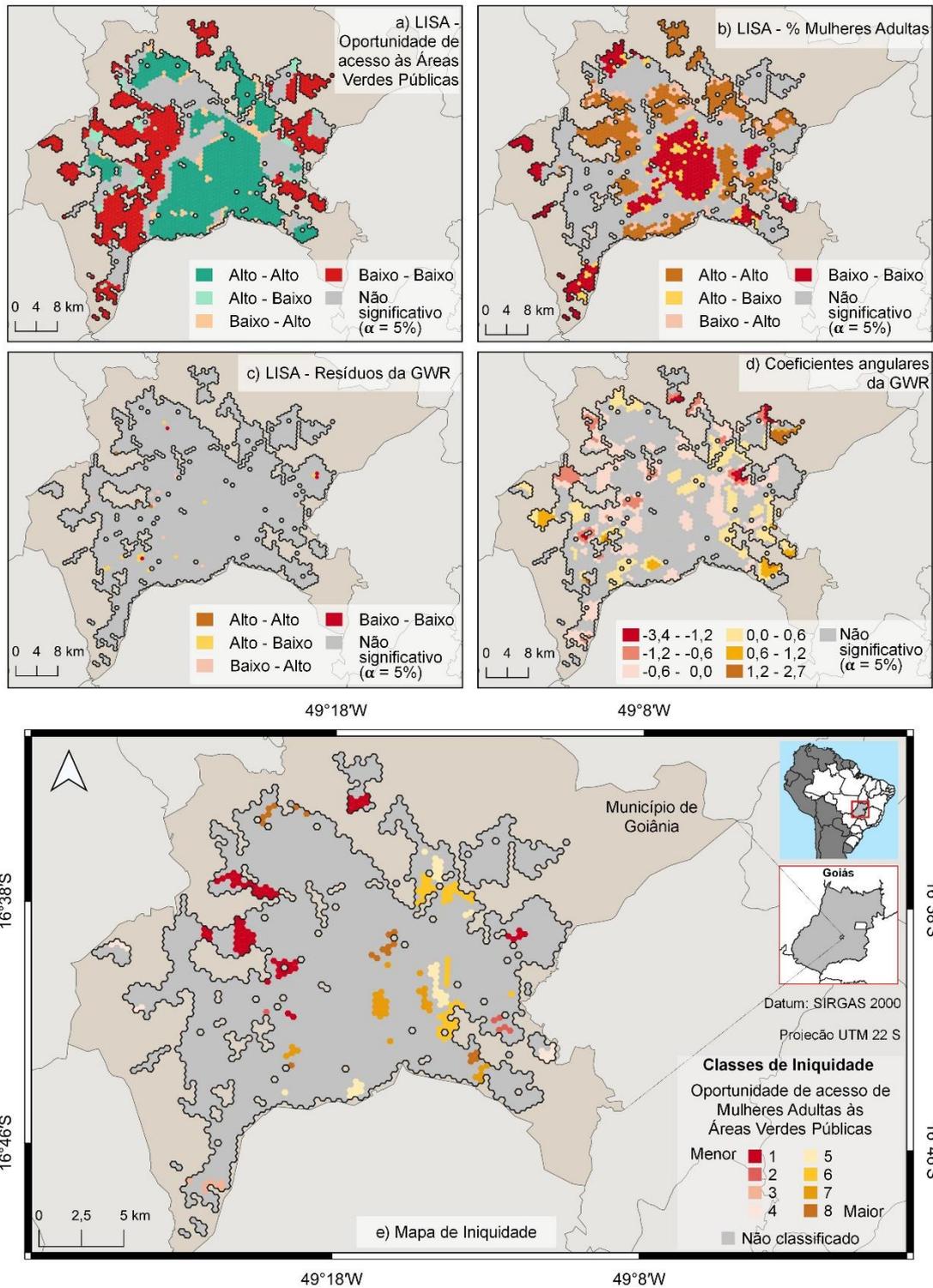
Os coeficientes angulares foram tanto positivos como negativos nas áreas centrais e periféricas. No entanto, foi possível identificar no Mapa de Iniquidade (Figura 5.21e) que as menores oportunidades de acesso de Mulheres Adultas às Áreas Verdes Públicas estão nas áreas mais periféricas. Nestas regiões, prevalecem vizinhanças em que as maiores proporções de Mulheres Adultas residem em áreas menos acessíveis.

Figura 5.20 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Mulheres Adultas à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.21 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Mulheres Adultas às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Complementando as análises (Tabela D.3), observou-se melhor ajuste dos modelos de regressão para as oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas (AICc = 2.667), seguido da Cobertura Herbácea-Arbustiva (AICc = 5.548) e Arbórea (AICc = 6.688). Os coeficientes de determinação local dos modelos (Figura D.9) foram maiores para as Áreas Verdes Públicas e sua distribuição, em relação às estatísticas-t significativas, também se assemelha ao observado para as variáveis anteriores: R² geralmente superiores a 0,4, ou até 0,8 para as Áreas Verdes Públicas, mas para os tipos de vegetação, um predomínio de R² entre 0,2 e 0,4, indicando ajuste mais fraco do modelo.

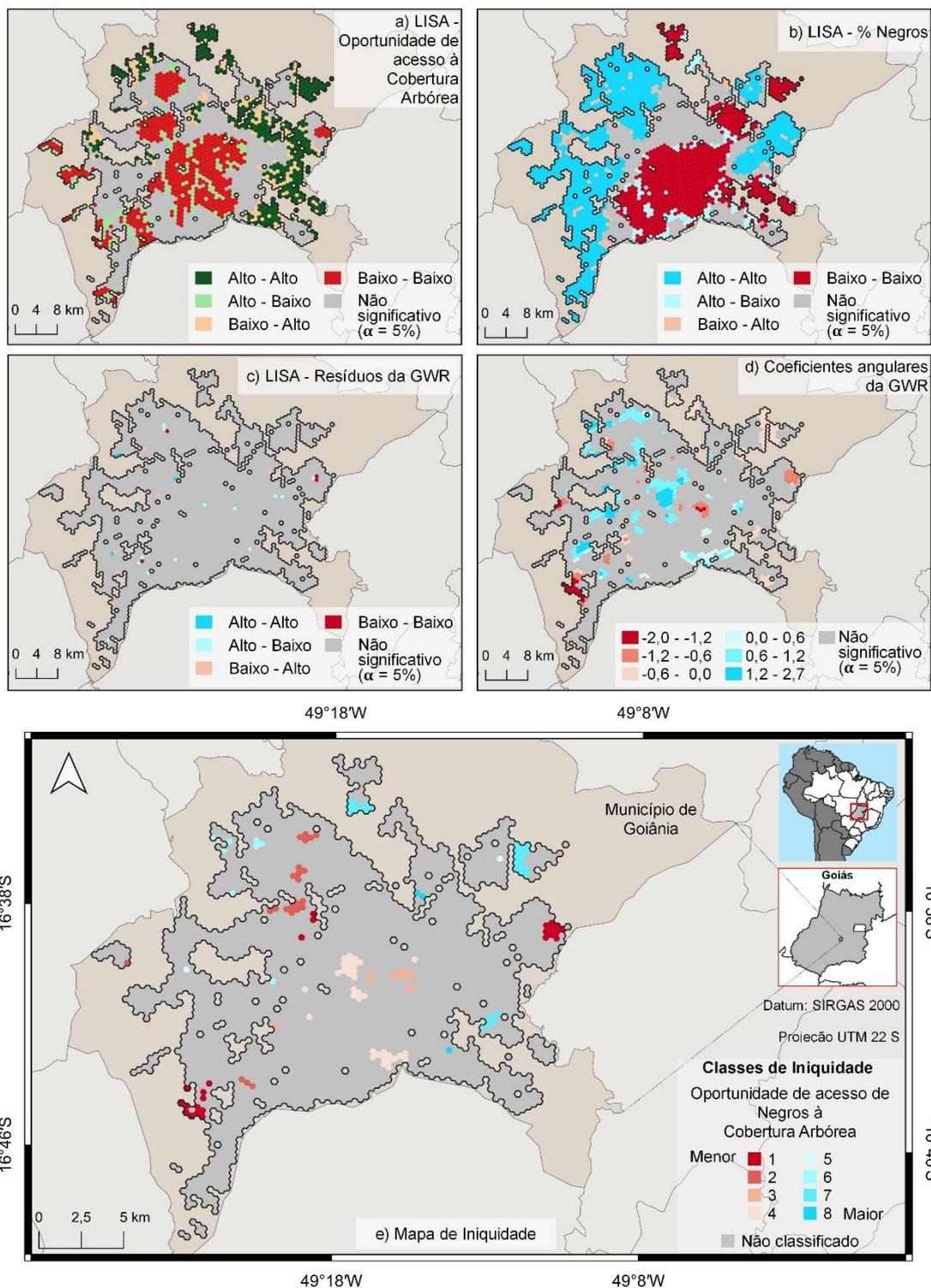
5.2.2.4 Negros

Das análises de equidade espacial para as oportunidades de acesso de Negros, as regiões com oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea abaixo da média (22% dos hexágonos) e com proporções de Negros acima da média (39% dos hexágonos) significativas foram identificadas nas periferias a sudoeste, a oeste, a noroeste, ao norte e a leste da cidade (Figuras 5.22a e 5.22b e Tabela D.2). Observou-se correlação dos resíduos da regressão em 32 hexágonos (1,2% da área de estudo), sem formação de *clusters* (Figura 5.22c e Tabela D.2).

Os coeficientes angulares foram mais positivos, exceto para algumas vizinhanças em regiões de borda nas periferias e em uma vizinhança central da cidade (Figura 5.22d). As principais áreas com menores oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea foram identificadas na periferia a leste e a sudoeste da cidade (Figura 5.22e). Nestas vizinhanças, há uma tendência para que as residências com menos Cobertura Arbórea no entorno possuam uma maior proporção de Negros.

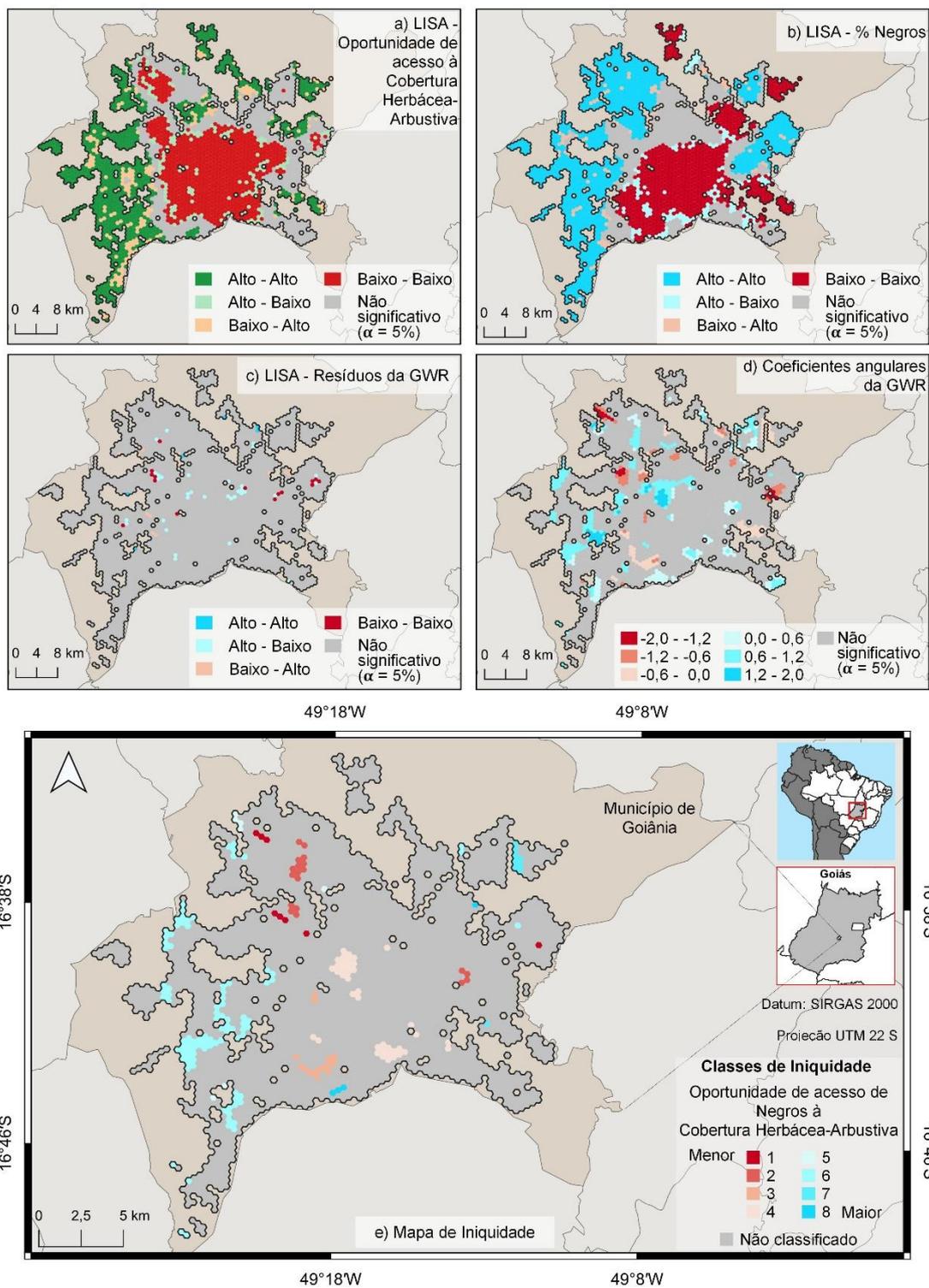
Identificaram-se regiões significativas com oportunidades de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva abaixo da média (29% dos hexágonos) e com proporções de Negros acima da média na periferia ao norte e a leste da cidade (Figuras 5.23a e 5.23b e Tabela D.2). Verificou-se correlação significativa dos resíduos da regressão em 69 hexágonos (2,6% da área de estudo), mas sem formação de *clusters* (Figura 5.23c e Tabela D.2).

Figura 5.22 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Negros à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.23 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de Negros à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Os coeficientes angulares significativos foram, predominantemente, positivos no centro e a oeste da cidade. Em algumas vizinhanças mais ao norte e ao leste, observam-se mais associações negativas (Figura 5.23d). Nestas regiões é onde se sugere, além da oportunidade de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva abaixo da média, maiores proporções de Negros habitando residências com menos vegetação no entorno (Figura 5.23e).

As oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas abaixo da média (29% dos hexágonos) e as proporções de Negros acima da média foram detectadas, significativamente, a leste, a noroeste, a oeste e a sudoeste da cidade (Figuras 5.24a e 5.24b e Tabela D.2). Identificou-se correlação dos resíduos da regressão em 528 hexágonos formando *clusters* (20,1% da área de estudo) (Figura 5.24c e Tabela D.2), onde há mais indício de dependência espacial.

Os coeficientes angulares significativos (Figura 5.24d) são mais negativos nas áreas centrais, mas nas periféricas, notam-se coeficientes positivos e negativos. No Mapa de Iniquidade (Figura 5.24e), as menores oportunidades de acesso de Negros às Áreas Verdes Públicas foram verificadas em áreas mais periféricas. Nestas regiões, além da acessibilidade abaixo da média, a população residente com maiores proporções de Negros possui menor acessibilidade.

Como observado para as variáveis populacionais anteriores (Tabela D.3), houve melhor ajuste dos modelos de regressão para as oportunidades de acesso: às Áreas Verdes Públicas (AICc = 2.401), seguidas da Cobertura Herbácea-Arbustiva (AICc = 5.527) e da Cobertura Arbórea (AICc = 6.676). Da mesma forma, os coeficientes de determinação locais dos modelos (Figura D.10) foram maiores para as Áreas Verdes Públicas. A sua distribuição, em relação às estatísticas-t significativas, caracteriza-se por R^2 geralmente superiores a 0,4, ou até 0,8 para as Áreas Verdes Públicas, mas um ajuste do modelo mais fraco (R^2 entre 0,2 e 0,4) para os tipos de vegetação.

5.2.2.5 Menos Alfabetizados

Das análises de equidade espacial para as oportunidades de acesso dos Menos Alfabetizados, as vizinhanças significativas com oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea abaixo da média (22% dos hexágonos) e com proporções de Alfabetizados abaixo da média (33% dos hexágonos) foram localizadas, significativamente, em periferias a sudoeste, a oeste, a noroeste, ao norte e a leste da cidade (Figuras 5.25a e 5.25b e Tabela D.2). Constatou-se correlação dos resíduos da regressão em 29 hexágonos (1,1% da área de estudo), sem formação de *clusters* (Figura 5.25c e Tabela D.2).

Foi identificada correlação positiva apenas em algumas vizinhanças de regiões periféricas a noroeste e a sudoeste ou na transição do centro-periferia também a sudoeste. Nestas vizinhanças, sugere-se que nos hexágonos com Menos Alfabetizados há menores oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea. (Figura 5.25e).

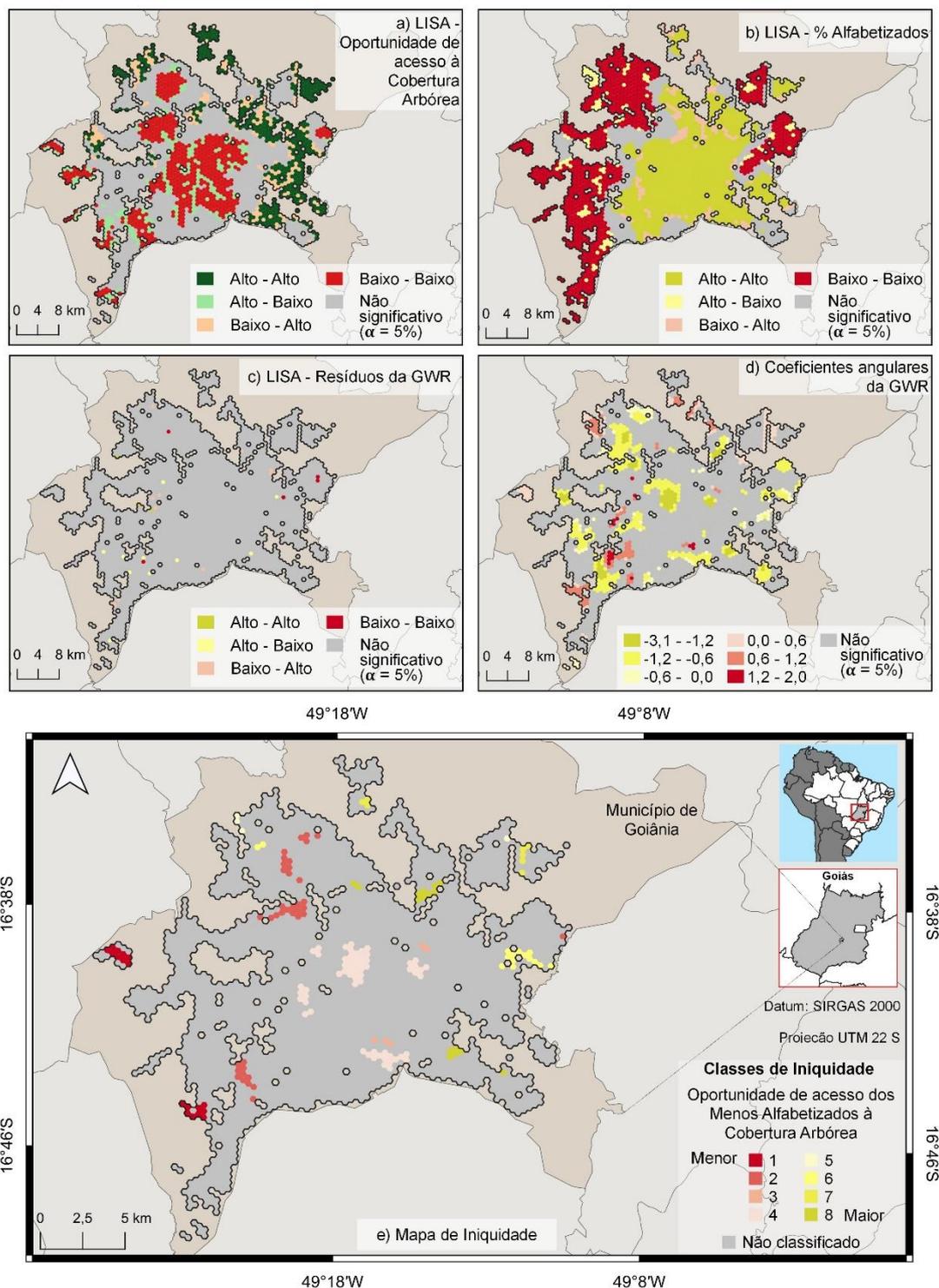
Os locais significativos com oportunidades de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva abaixo da média (29% dos hexágonos) e com proporções de Alfabetizados abaixo da média foram detectados na periferia ao norte e a leste da cidade (Figuras 5.26a e 5.26b e Tabela D.2). Verificou-se correlação dos resíduos da regressão em 71 hexágonos (2,7% da área de estudo), sem formação de *clusters* (Figura 5.26c e Tabela D.2).

Predominam vizinhanças com coeficientes angulares negativos, exceto em algumas vizinhanças na transição centro-periferia a noroeste e na periferia a leste da cidade (Figura 5.26d). No entanto, nestas vizinhanças, apenas três hexágonos apresentaram as menores oportunidades, onde as residências com menos Cobertura Herbácea-Arbustiva no entorno são habitadas por grupos populacionais Menos Alfabetizados (Figura 5.26e).

As oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas abaixo da média (29% dos hexágonos) e as proporções Alfabetizados abaixo da média foram identificadas, significativamente, nas periferias a leste, a noroeste, a oeste e a sudoeste da cidade (Figuras 5.27a e 5.27b e Tabela D.2). Constatou-se correlação dos resíduos da regressão em 435 hexágonos, formando *clusters*

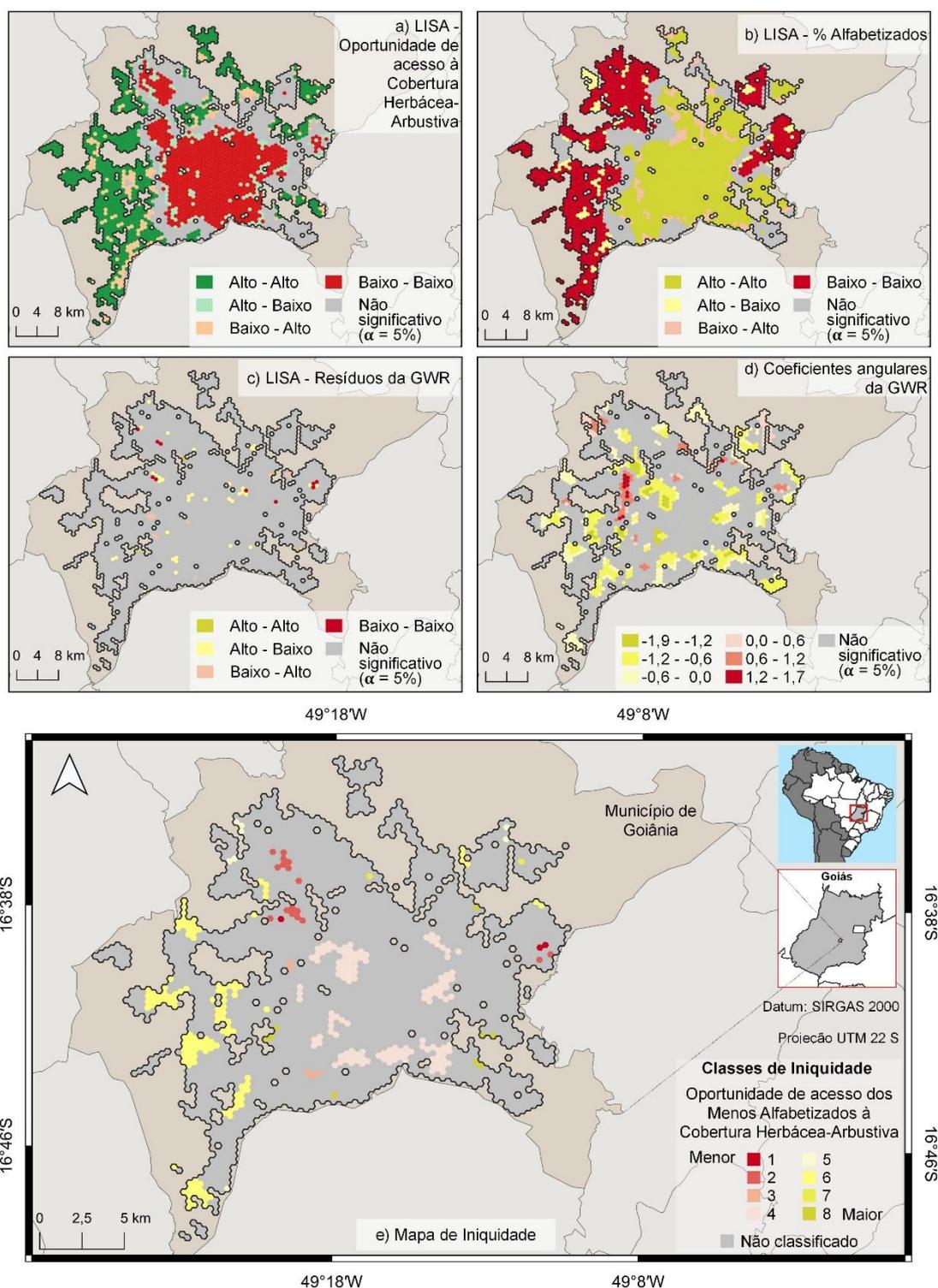
(16,6% da área de estudo) (Figura 5.27c e Tabela D.2), onde há mais indícios de dependência espacial.

Figura 5.25 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso dos Menos Alfabetizados à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.



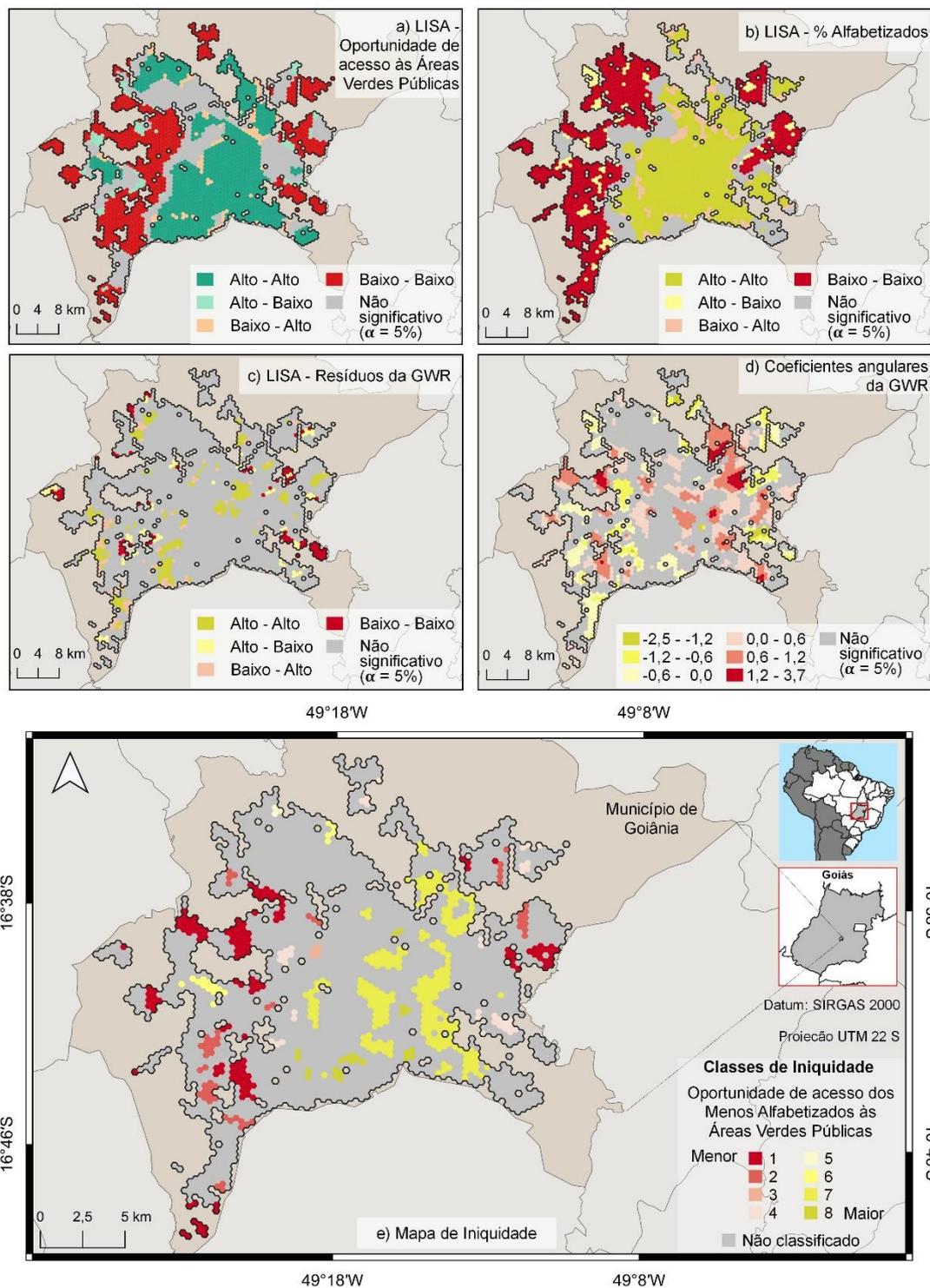
Fonte: Produção do autor.

Figura 5.26 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso dos Menos Alfabetizados à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.27 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso dos Menos Alfabetizados às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Verificaram-se vizinhanças com coeficientes angulares positivos e negativos nas periferias, mas um predomínio de coeficientes positivos nas vizinhanças centrais (Figura 5.27d). Nas regiões com coeficientes positivos, os Menos Alfabetizados possuem menos oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas, sendo que em regiões periféricas as oportunidades são ainda menores (Figura 5.27e).

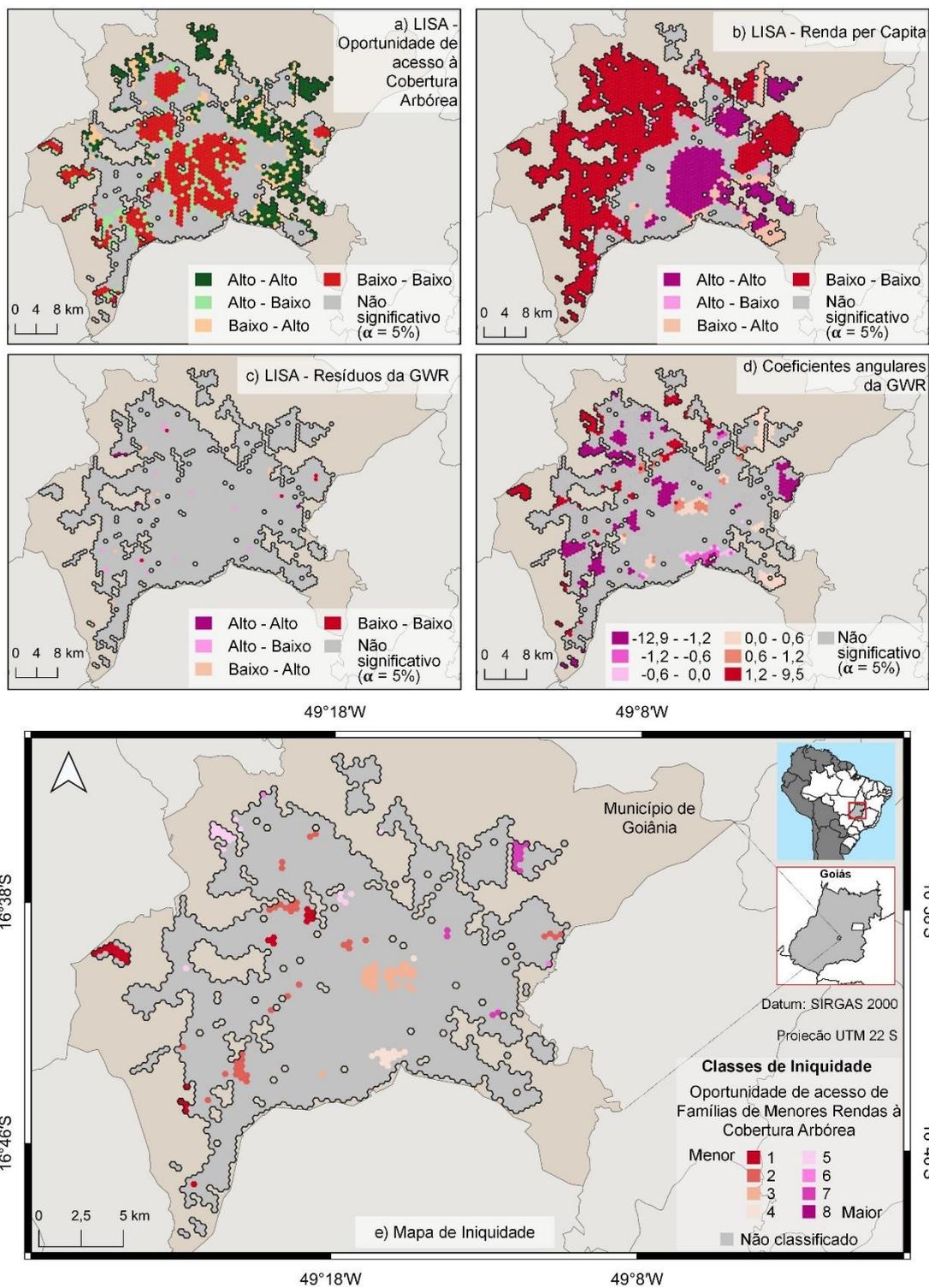
Como observado para as variáveis populacionais anteriores (Tabela D.3), houve melhor ajuste dos modelos de regressão para as oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas (AICc = 2.648), seguido da Cobertura Herbácea-Arbustiva (AICc = 5.480) e Arbórea (AICc = 6.602). Da mesma forma, os coeficientes de determinação local dos modelos (Figura D.11) foram maiores para as Áreas Verdes Públicas. A distribuição dos coeficientes de determinação, em relação às estatísticas-t significativas, é similar ao observado para as variáveis anteriores: R² geralmente superiores a 0,4, ou até 0,8 para as Áreas Verdes Públicas, mas R² entre 0,2 e 0,4 para os tipos de vegetação, portanto um ajuste mais fraco.

5.2.2.6 Famílias de Menores Rendas

Das análises de equidade espacial para as oportunidades de acesso das Famílias de Menores Rendas, foram identificadas vizinhanças significativas com oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea abaixo da média (22% dos hexágonos) e com Renda per Capita abaixo da média (51% dos hexágonos) em periferias a sudoeste, a oeste, a noroeste, ao norte e a leste da cidade (Figuras 5.28a e 5.28b e Tabela D.2). Constatou-se correlação dos resíduos da regressão em 36 hexágonos (1,4% da área de estudo), sem formação de *clusters* (Figura 5.28c e Tabela D.2).

Coeficientes angulares positivos concentram-se principalmente em regiões periféricas (Figura 5.28d), sugerindo que Famílias de Menores Rendas residem onde há menos oportunidade de acesso à Cobertura Arbórea. Assim, nessas vizinhanças, verificaram-se as menores oportunidades (Figura 5.28e). A região central apresenta a classe 3 de menores oportunidades devido à menor oferta de Cobertura Arbórea na região, no entanto, concentram-se ali mais famílias com rendas superiores à média.

Figura 5.28 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de famílias com menores rendas à Cobertura Arbórea, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Em relação à Cobertura Herbácea-Arbustiva, os locais significativos com oportunidade de acesso abaixo da média (29% dos hexágonos) e com Renda per Capita também abaixo da média foram detectados na transição centro-periferia a noroeste, e nas periferias ao norte e a leste (Figuras 5.29a e 5.29b e Tabela D.2). Constatou-se correlação dos resíduos da regressão em 69 hexágonos (2,6% da área de estudo), sem formação de *clusters* (Figura 5.29c e Tabela D.2).

Verificaram-se coeficientes angulares positivos principalmente na transição centro-periferia ao norte e a noroeste (Figura 5.29d), onde Famílias de Menores Rendas tendem a ter menos oportunidades de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva. Nessas regiões, verificaram-se as menores oportunidades de acesso, enquanto nas periferias, as maiores (Figura 5.29e).

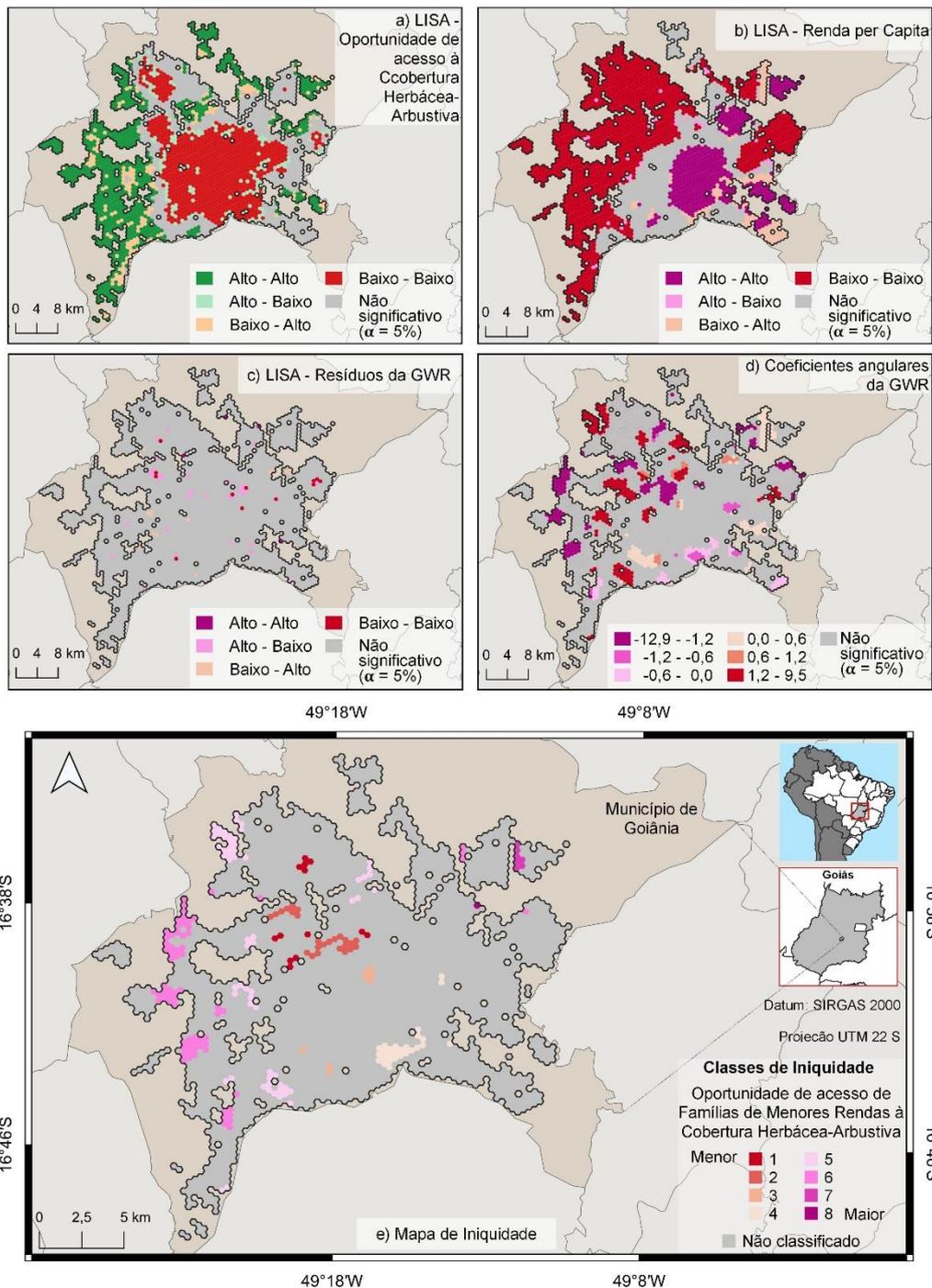
As oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas abaixo da média (29% dos hexágonos) e as Rendas per Capita abaixo da média foram identificadas, significativamente, a leste, a noroeste, a oeste e a sudoeste da cidade (Figuras 5.29a e 5.30b e Tabela D.2). Sobre os resíduos da regressão, verificou-se correlação em 485 hexágonos, formando *clusters* (18,5% da área de estudo) (Figura 5.30c e Tabela D.2), onde há mais indícios de dependência espacial.

Identificaram-se coeficientes mais positivos nas áreas centrais, mas nas periferias e na transição centro-periferia, notam-se coeficientes positivos e negativos (Figura 5.30d). Verificaram-se menores oportunidades de acesso de famílias com menores rendas às Áreas Verdes Públicas na transição centro-periferia e periferias a noroeste, a oeste, a sudoeste e a leste da cidade (Figura 5.30e). Nestas regiões, de acessibilidade inferior à média, quanto menor a renda das famílias, menor a sua acessibilidade às Áreas Verdes Públicas.

Complementando as análises para as Famílias de Menores Rendas (Tabela D.3), verificou-se melhor ajuste dos modelos de regressão para as oportunidades de acesso: às Áreas Verdes Públicas (AICc = 2.648), seguidas da Cobertura Herbácea-Arbustiva (AICc = 5.480), e da Arbórea (AICc = 6.602). Este padrão foi o mesmo para as variáveis populacionais anteriores. Os coeficientes de determinação local dos modelos (Figura D.12) foram maiores para as Áreas

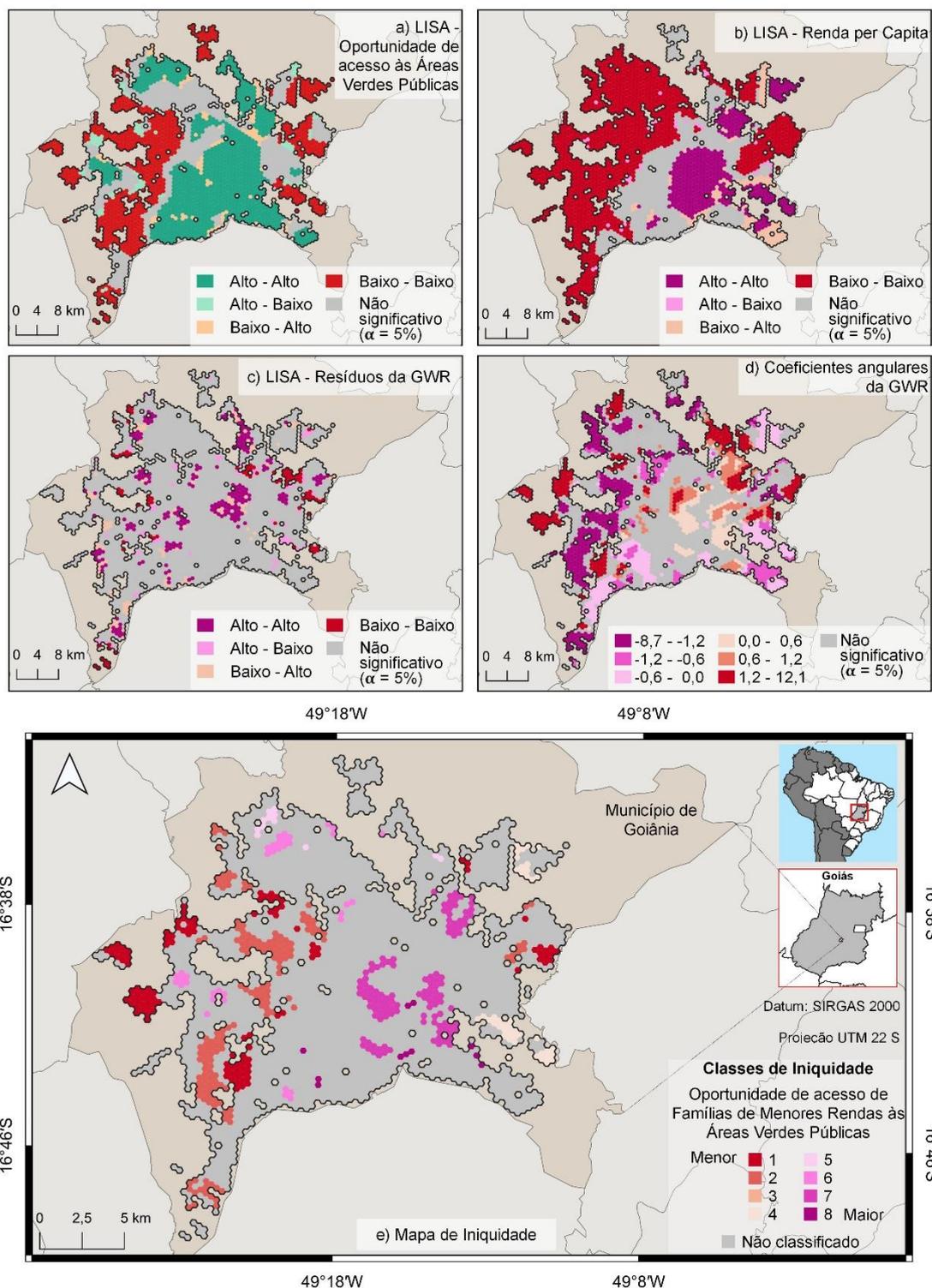
Verdes Públicas, e em relação às estatísticas-t significativas, caracterizaram-se por: R^2 geralmente superiores a 0,4, ou até 0,8 para as Áreas Verdes Públicas, mas um ajuste geralmente fraco (R^2 entre 0,2 e 0,4) para os tipos de vegetação.

Figura 5.29 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de famílias com menores rendas à Cobertura Herbácea-Arbustiva, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.30 – Análise de equidade espacial para a oportunidade de acesso de famílias com menores rendas às Áreas Verdes Públicas, nas áreas urbanas de Goiânia.



Fonte: Produção do autor.

5.2.2.7 Síntese das análises

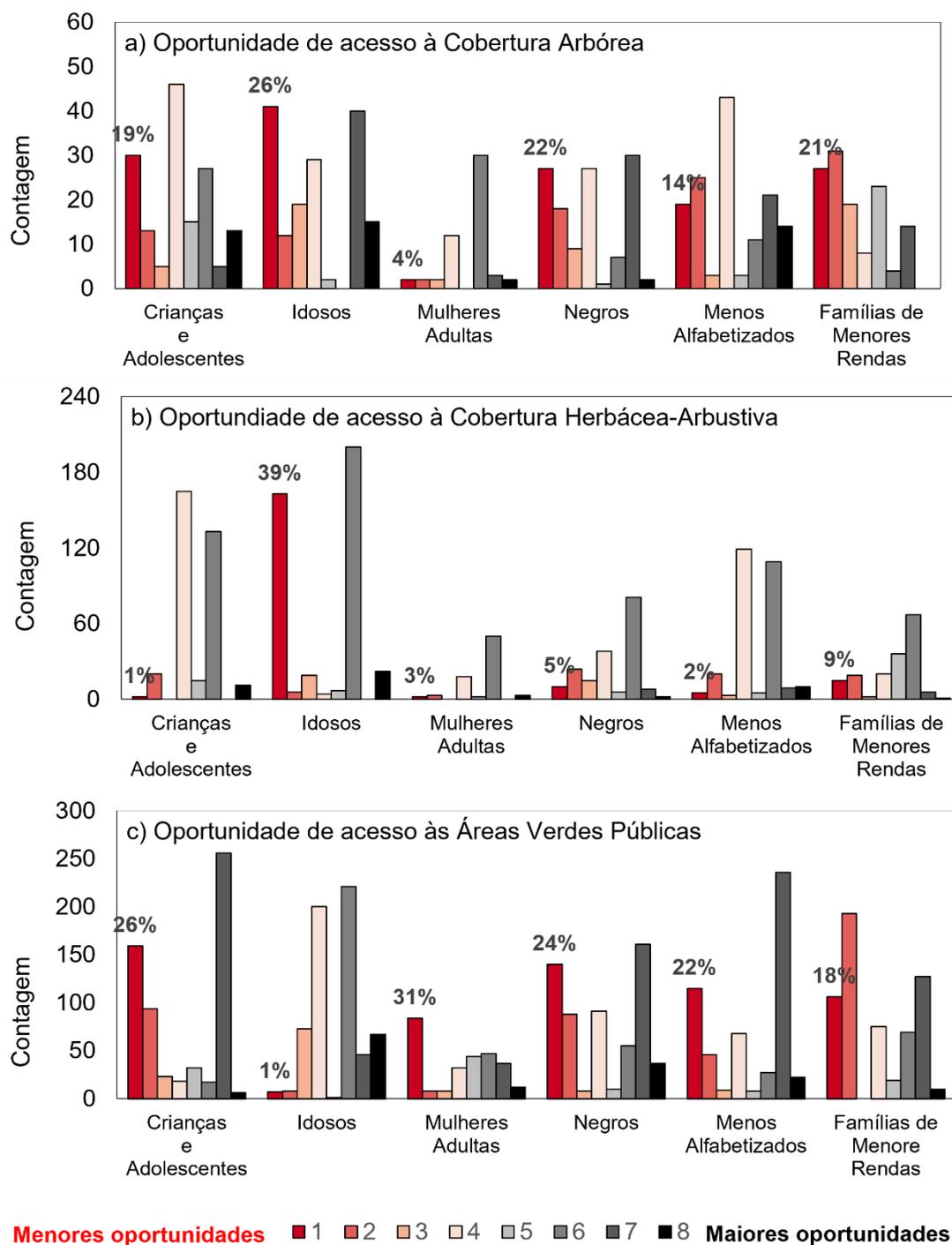
A Figura 5.31 apresenta uma síntese dos mapas de iniquidade com classes significativas. Das três categorias do Verde Urbano, nota-se que há uma tendência das classes de menores oportunidades estarem entre as mais frequentes com relação à Cobertura Arbórea (Figura 5.31a) e às Áreas Verdes Públicas (Figura 5.31c).

Para as populações de Crianças e Adolescentes, Negros, Menos Alfabetizados e Famílias de Menores Rendas, constataram-se padrões similares de menores oportunidades de acesso à Cobertura Arbórea em regiões mais periféricas na porção oeste da cidade, e às Áreas Verdes Públicas, nas porções oeste e leste. A frequência da classe 1, de menor oportunidade, para esses grupos e categorias do Verde Urbano, variou de 14% a 26%. Com relação à Cobertura Herbácea-Arbustiva (Figura 5.31b), mais concentrada em áreas periféricas, nota-se predomínio das classes de maiores oportunidades.

As Mulheres Adultas, que também se concentram menos em áreas centrais, apresentaram alguns *clusters* variados de proporções acima e abaixo da média nas zonas periféricas. Para esse grupo, foram identificadas menos classes significativas a partir da combinação das análises espaciais. Ainda assim, das classes identificadas, verificaram-se menos áreas com menores oportunidades de acesso aos tipos de vegetação do que às Áreas Verdes Públicas. As menores oportunidades foram observadas em cerca de 4% das unidades de análises para os tipos de vegetação e em 31% para as Áreas Verdes Públicas.

Os Idosos apresentaram padrões opostos de distribuição populacional, concentrando-se mais no centro da cidade, implicando em outras relações de oportunidade de acesso às categorias do Verde Urbano. Constataram-se as menores oportunidades de acesso desse grupo aos tipos de vegetação, uma vez que as áreas centrais são mais antigas e com maior densidade de áreas construídas. No entanto, a vegetação dessa região concentra-se em um maior número de parques e praças, garantindo, aos Idosos, maiores oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas.

Figura 5.31 – Contagem de unidades de análise pertencentes a cada classe de iniquidade para cada grupo populacional em relação às oportunidades de acesso às Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva e às Áreas Verdes Públicas.



As classes de iniquidade de 1 a 8 indicam menores a maiores oportunidades de acesso de cada população. Os percentuais indicados no gráfico representam a representatividade da classe 1 dentre todas as classes para cada grupo populacional.

Fonte: Produção do autor.

5.2.3 Discussão das análises da equidade espacial do Verde Urbano

A principal finalidade da análise de equidade espacial do Verde Urbano foi identificar, ao longo da cidade de Goiânia, iniquidades das oportunidades de acesso de cada grupo populacional às categorias do Verde Urbano. Enquanto métodos de análise espacial como LISA e GWR são comumente utilizados separadamente para auxiliar em discussões desse tema (CHEN et al. 2020; CALAFIORE et al., 2022), combinar os resultados de ambas as análises em um mapa síntese, como realizado nesse estudo, foi uma iniciativa empírica, não observada anteriormente. Esse método auxiliou na classificação das unidades de análise em até oito classes de iniquidade, a fim de realçar as menores e maiores oportunidades de acesso de cada população.

Com os mapas de iniquidade, tomadores de decisão podem identificar bairros e quadras da cidade de menores oportunidades, que podem ser considerados prioritários quanto à necessidade de intervenção pública, seja na oferta de mais vegetação ou na implementação de Áreas Verdes Públicas (Figura 5.10). Especialmente para as Áreas Verdes Públicas, os mapas podem ser auxiliares na garantia de que as praças e parques ofereçam equipamentos públicos atrativos para Crianças e Adolescentes, por exemplo, naquelas regiões identificadas como mais prioritárias para este grupo.

Os mapas indicaram que a população periférica de Goiânia possui menos oportunidades de acessar as Áreas Verdes Públicas. Essa população é predominantemente de Negros, Menos Alfabetizados, de Família de Menores Rendas e com maiores proporções de Crianças e Adolescentes. Com relação às maiores proporções de Mulheres Adultas, alguns bairros carecem desses espaços públicos na transição centro-periferia.

Adicionalmente, investigações anteriores em praças e parques de Goiânia destacam as diferenças de manutenções dos equipamentos públicos e de investimento de infraestruturas nos bairros da cidade (SAKATA, 2018; VIEIRA, 2020). O investimento do setor imobiliário, na busca do retorno privado sobre as Áreas Verdes Públicas, e a pouca atenção do setor público para áreas mais

carentes têm sido relevantes na distinção desses espaços públicos urbanos (RIBEIRO, 2004; MEDEIROS, 2017; SAKATA; SOUZA, 2017).

Em relação aos tipos de vegetação, as oportunidades mais abundantes no entorno das residências periféricas podem ser relacionadas a um menor nível de urbanização dessas áreas em comparação às regiões centrais, onde se espera maior densidade de edificações residenciais, comerciais e arruamentos. Parte das áreas de vegetação remanescente pode estar em lotes privados, mas também se encontram em Unidades de Conservação ou lotes vazios, como observado nos geo-objetos do MUBDG de praças e parques e do *Open Street Map*. Porém, estas áreas não foram selecionadas como Área Verde Pública para este estudo devido à falta de infraestrutura e equipamentos públicos (Figura 5.10). As áreas públicas não destinadas a um uso na cidade são alvos de disputa do setor imobiliário pelo solo urbano, acentuando as desigualdades também no subúrbio.

Souza (2019) contabilizou e mapeou a desafetação de Áreas Públicas Municipais em Goiânia ocorrida de 1954 a 2016 a partir da investigação de leis e decretos de criação e venda de áreas públicas. A autora observou que a cada gestão municipal esse fenômeno tem se intensificado, chegando a um valor de 685.714 m² entre 2013 e 2016 (pouco mais de 8 vezes a área do Parque Vaca-Brava, um espaço público consolidado em uma área privilegiada de Goiânia). Mediante suas análises, a autora concluiu que a

Capital de Goiás perdeu, também, a oportunidade de se constituir modelo de ocupação democrática pelos diversos instrumentos de planejamento contratados por seus governantes, e (...) pouca ou nenhuma atenção foi dada (...) à proteção das áreas verdes naturais, muito menos à criação e/ou valorização dos espaços públicos na Capital, a não ser quando estes foram frutos de 'parcerias' com a iniciativa privada e que produziram e ainda produzem espaços de exclusão, sofisticados, monitorados e com segurança particular (SOUZA, 2019, p. 202).

Um exemplo de desafetação de áreas naturais na zona de expansão da cidade, comentado por Souza (2019), são aquelas privatizadas em condomínios horizontais. Mesmo que não tenham sido significativas nos mapas de iniquidade

do presente estudo, notam-se nos mapas LISA dos tipos de vegetação e dos grupos populacionais, vizinhanças periféricas a nordeste e a sudeste da cidade, que são de condomínios horizontais (Figuras D.14a, D.14c e D.14d), que fogem do padrão de outros bairros periféricos (Figura D.14b). Nos condomínios horizontais, os inúmeros benefícios proporcionados pela diversidade de vegetação dentro dos muros aos residentes (p.ex.: clima mais ameno, ar mais puro, espaços serenos etc.) acabam sendo motivo de valorização dos imóveis e limitam-se a uma parcela pequena da população.

Além do que foi possível discutir dos resultados até aqui, identificaram-se algumas limitações importantes referente aos dados e métodos da análise de equidade utilizados nesse estudo. Estas foram reunidas no item a seguir, juntamente com sugestões para melhorias metodológicas e de novas questões a serem estudadas.

5.2.3.1 Limitações das análises e trabalhos futuros

Quanto às limitações deste estudo e sugestões para trabalhos futuros, destacam-se, principalmente: aspectos técnicos para obtenção de dados para cálculo da oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas, e outras dimensões de equidade além da espacial.

Apesar da eficiência no uso dos dados e *softwares* livres utilizados nesse estudo, há limitações importantes quanto à obtenção dos dados de vegetação (discutidas na Seção 5.1) e de Áreas Verdes Públicas, que podem dificultar a replicação desta avaliação para múltiplas capitais brasileiras de forma automatizada. Como observado, os dados de parques e praças de Goiânia no MUBDG e no *OpenStreetMap* referem-se ao cadastro dos loteamentos, sendo que nem todos ainda foram implementados de fato como parques e praças, o que demandou um trabalho manual de validação da existência de equipamentos públicos nestes espaços. Felizmente, ferramentas como *Google Street View* facilitam essa validação de modo remoto, mas ainda assim é um trabalho desgastante dependendo do tamanho da equipe de pesquisa. Além disso, a inserção de pontos de acesso nos parques, realizada manualmente, favorece o cálculo do tempo de deslocamento das residências às Áreas Verdes Públicas

mais realista. Portanto, meios mais automatizados para inserir pontos de acesso com ferramentas de geoprocessamento podem ser investigados.

Uma forma de facilitar a automatização do cálculo de acessibilidade às Áreas Verdes Públicas seria ao invés de adotar pontos de acesso, mensurar o número de residentes (demanda) e a proporção de cada unidade de análise sobreposta por Áreas Verdes Públicas (oferta), similar ao realizado neste estudo para os tipos de cobertura vegetal. Nesse caso, parte-se do pressuposto que a distância percorrida na malha viária, entre centroides das unidades de análise, equivaleria à distância entre as residências e as oportunidades de acesso das mesmas unidades (PINHEIRO et al., 2019; LIU; KWAN; KAN, 2021). No entanto, aumentar a automatização desse procedimento implicaria na perda de precisão na estimativa do tempo de viagem adotada nesta pesquisa, que considerou a distância dos centroides das faces de logradouro a pontos de acesso às Áreas Verdes Públicas mais próximos.

Quanto a outras dimensões para se analisar a equidade do Verde Urbano (LOW, 2013; NESBITT et al., 2018) é fundamental pontuar que este estudo se restringiu ao aspecto distributivo, mais especificamente, das oportunidades de acesso disponíveis no espaço. Além dessa abordagem, outras perguntas permeiam o tema de equidade do Verde Urbano, tais como: as decisões tomadas na alocação de um parque, praça ou um tipo de vegetação levam em consideração a percepção e preferências dos residentes em uma vizinhança? Como o bem-estar e sensação de segurança das pessoas são percebidos em diferentes espaços verdes urbanos? Como a vegetação se distribui e se caracteriza em áreas públicas e privadas? Como o tempo disponível para lazer de populações desprivilegiadas reflete na sua habilidade de ter acesso aos benefícios do Verde Urbano? Como a sazonalidade impacta na disponibilidade de serviços providos pela vegetação para diferentes grupos populacionais? Como as condições de manutenção de equipamentos públicos e da vegetação se diferem para grupos populacionais mais ou menos privilegiados?

Portanto, aplicar um *framework* completo para garantir equidade do Verde Urbano é ainda mais complexo e, certamente, depende de muitas esferas, além

do meio acadêmico. No entanto, esse é um esforço necessário, uma vez que garantir a participação da população em tomadas de decisões e identificar os espaços com poucas oportunidades de acesso ao Verde Urbano podem favorecer a governança desse recurso de forma mais justa.

6 CONCLUSÃO

Este estudo objetivou mapear três categorias estabelecidas do Verde Urbano: Cobertura Arbórea, Cobertura Herbácea-Arbustiva e as Áreas Verdes Públicas da cidade de Goiânia. A partir desses dados, mapearam-se as oportunidades de acesso a cada categoria, que, associadas à distribuição de diferentes grupos populacionais (dados do censo demográfico), contribuíram para a análise da equidade espacial do Verde Urbano.

Para o mapeamento dos tipos de vegetação, buscaram-se novas oportunidades de utilizar dados e *softwares* livres. Para isso, duas abordagens de mapeamento foram combinadas. A primeira (Mapa 1) considerou uma imagem fusionada CBERS 04A (2 m de resolução espacial), que contribuiu com a detecção da cobertura urbana utilizando a GEOBIA. O algoritmo *Mean Shift* foi utilizado para a segmentação da imagem e possibilitou uma identificação adequada de objetos para separabilidade das classes distintas. Sugerem-se, contudo, novas investigações sobre o uso de algoritmos de segmentação para contornar problemas de super ou subsegmentação em áreas urbanizadas extensas.

A segunda abordagem (Mapa 2) consistiu na classificação por *pixel* de cubos de dados de séries temporais Sentinel-2, que identificou 35% a mais de Cobertura Herbácea-Arbustiva e 21% a menos de Cobertura Arbórea que a classificação do CBERS 04A. Ao agregar a média ponderada das probabilidades das classes Sentinel-2 nos objetos, constatou-se 75% de concordância entre as classes de maior probabilidade dos mapas de ambas as abordagens.

A entropia de Shannon foi útil para mapear a incerteza de ambos os mapas e auxiliar na reclassificação dos objetos de maiores incertezas do Mapa 1 por aqueles de menores incertezas do Mapa 2. Para essa reclassificação, também se considerou a compatibilidade do tamanho e forma dos objetos em pelo menos um *pixel* Sentinel-2 (10 m), garantindo-se que objetos muito compactos mantivessem a classe do Mapa 1, de resolução espacial mais fina e adequada a alvos urbanos menores. Dos objetos reclassificados, obteve-se uma melhoria de exatidão global de 30% e de cerca de 35% para as acurácias das Coberturas Arbórea e Herbácea-Arbustiva, respectivamente.

Portanto, acredita-se que trabalhos futuros que tragam alternativas para produzir mapas híbridos de coberturas urbanas a partir de dados de sensores com diferentes resoluções espaciais possam ser promissores. Adicionalmente, com o avanço das tecnologias de cubo de dados, espera-se que a disponibilização de composições temporais de imagens CBERS 04A WPM traga contribuições importantes para a classificação da vegetação urbana.

Com relação ao mapeamento das Áreas Verdes Públicas de Goiânia, a partir de dados cadastrais municipais e do *Open Street Map*, verificou-se a importância do cuidado na seleção de geo-objetos que realmente representem áreas públicas cobertas com vegetação e destinadas ao lazer, descanso e outros usos por parte da população. Apenas 28% de geo-objetos, primeiramente selecionados das bases cadastrais, realmente caracterizaram-se como um tipo de parque ou praça. Portanto, necessita-se de uma base de dados mais confiável e que traga informações mais específicas se as áreas verdes cadastradas possuem ou não infraestruturas para lazer, descanso e demais usos públicos.

Comparando-se o mapa de distribuição de cada categoria do Verde Urbano, identificaram-se padrões distintos das oportunidades de acesso: à Cobertura Arbórea, que se concentram em pequenos *clusters* mais dispersos nas áreas periféricas; à Cobertura Herbácea-Arbustiva, predominante na periferia; e às Áreas Verdes Públicas, predominantes em áreas centrais e em poucos espaços periféricos. Das categorias do Verde Urbano, a distribuição das oportunidades de acesso às Áreas Verdes Públicas se mostrou mais assimétrica e com 13% da população habitando regiões com acessibilidade mais próxima a zero.

A combinação dos resultados do Indicador Local de Associação Espacial (LISA) e da Regressão Geograficamente Ponderada (GWR) contribuiu para realçar as iniquidades das oportunidades de acesso de diferentes grupos populacionais ao Verde Urbano. Foi possível estabelecer níveis de iniquidade nos diferentes espaços para cada grupo populacional, identificando as vizinhanças em que a população possui menores oportunidades de acessar o Verde Urbano. Ressalta-se, no entanto, que os dados de população, disponíveis até então, são do Censo

Demográfico de 2010. Portanto, é importante a replicação desta análise com dados mais atualizados, quando disponibilizados, para a obtenção de resultados mais representativos do cenário atual.

As Áreas Verdes Públicas são a categoria do Verde Urbano a que a população tem menores oportunidades de acesso. A população periférica, com maiores proporções de Crianças e Adolescentes, Negros, Menos Alfabetizados e Famílias de Menores Rendas do que a população central, carece de mais oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas. Quanto às coberturas vegetais, as menores oportunidades de acesso foram pouco observadas, mas foram mais frequentes para os Idosos, que se concentram nas áreas mais centrais, caracterizadas por uma baixa proporção de vegetação.

Em todas as etapas desse estudo, utilizaram-se dados e *softwares* gratuitos e adotou-se uma metodologia que pode ser replicável para outras capitais brasileiras. Contudo, algumas limitações ainda existem para tornar o processamento mais automático, dependendo da escala que se for adotar. Estudos que proponham uma análise comparativa em múltiplas cidades, por exemplo, podem ser impraticáveis com uso de segmentação e resoluções espaciais tão finas quanto 2 m. Mas, acredita-se que tecnologias como os cubo de dados podem facilitar a delimitação da vegetação urbana, considerando múltiplas observações anuais, mesmo considerando uma resolução espacial mais grosseira. Outra dificuldade para expandir esse tipo de estudo para múltiplas cidades seria quanto à seleção das Áreas Verdes Públicas e inserção de pontos de acesso, que ainda necessitam de processos mais automáticos, ainda que reduzam a precisão do cálculo de acessibilidade.

Finalmente, mesmo sendo conhecida como a “Capital Verde” do Brasil, conclui-se que, na cidade de Goiânia, as oportunidades de acesso ao Verde Urbano se diferem dentro do espaço urbano, e a distribuição espacial das menores oportunidades também varia, dependendo do grupo populacional analisado. Reforça-se a necessidade de políticas públicas e atuação governamental para assegurar a implementação de Áreas Verdes Públicas que aproveitem a grande oferta de vegetação remanescente nas áreas mais periféricas de Goiânia. Além

de mitigar problemas físicos para o conforto na cidade, o Verde Urbano deve ser considerado cada vez mais essencial para aproximar as pessoas da natureza e delas mesmas, de ser um espaço onde se promova educação ambiental, hortas comunitárias, equipamentos úteis ao lazer, práticas esportivas e demais benefícios à saúde da população.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AFONSO, S.; FAVARETTO, A.; REGO, A. Q. S.; SAUGO, A.; VALENTINI, D. A constituição dos espaços livres na cidade de Erechim-RS. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: RUMOS DA REDE DE PESQUISA QUAPÁ-SEL: CONSOLIDAÇÕES E PROPOSIÇÕES, 12., 2017, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FAUUSP, 2017.

ALFONSETTI, R. S.; MERLIN, J. R. Cidades educadoras, sustentabilidade e apropriação dos espaços livres públicos. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: SISTEMAS DE ESPAÇOS LIVRES: BASES CONCEITUAIS E METODOLÓGICAS, 14, 2017, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FAUUSP, 2017

AGÊNCIA MUNICIPAL DO MEIO AMBIENTE (AMMA). **Plano Diretor de Arborização Urbana de Goiânia**. Goiânia: AMMA, 2006.

ALAM, B. M.; THOMPSON, G. L.; BROWN, J. R. Estimating transit accessibility with an alternative method: evidence from Broward County, Florida. **Transportation Research Record**, n. 2144, p. 62–71, 2010.

AMARAL, E. F. L.; AMARAL, C. V. L. Estruturas invisíveis de segregação na Região Metropolitana de Goiânia. **Revista Brasileira de Estudos de População**, v. 36, p. 1–31, 2019.

ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association—LISA. **Geographical Analysis**, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995.

ANSELIN, L. **Spatial econometrics: methods and models**. Dordrecht: Springer Science & Business Media, 1988. 284 p. ISBN (9788578110796).

ARAÚJO, C. A.; SILVA JUNIOR, M. G. Impactos do racismo ambiental no município de Goiânia-GO. **Revista Eletrônica de Educação da Faculdade Araguaia**, v. 11, p. 233–244, 2017.

BAATZ, M.; SCHÄPE, A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: WICHMANN-VERLAG (Ed.). **XII Angewandte geographische informationsverarbeitung**. Heidelberg: Herbert Wichmann Verlag, 2000. p. 12–23.

BARONA, C. O.; DEVISSCHER, T.; DOBBS, C.; AGUILAR, L. O.; BAPTISTA, M. D.; NAVARRO, N. M.; DA SILVA FILHO, D. F.; ESCOBEDO, F. J. Trends in urban forestry research in Latin America & the Caribbean: a systematic literature review and synthesis. **Urban Forestry and Urban Greening**, v. 47, p. 1–10, 2020.

BELGIU, M.; DRĂGUT, L. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 114, p. 24–31, 2016.

BERTINI, M. A.; RUFINO, R. R.; FUSHITA, A. T.; LIMA, M. I. S. Public green areas and urban environmental quality of the city of São Carlos, São Paulo, Brazil. **Brazilian Journal of Biology**, v. 76, n. 3, p. 700–707, 2016.

BJØRNSTAD, O. N.; FALCK, W. Nonparametric spatial covariance functions: estimation and testing. **Environmental and Ecological Statistics**, v. 8, n. 1, p. 53–70, 2001.

BLASCHKE, T.; HAY, G. J.; KELLY, M.; LANG, S.; HOFMANN, P.; ADDINK, E.; QUEIROZ FEITOSA, R.; VAN DER MEER, F.; VAN DER WERFF, H.; VAN COILLIE, F.; TIEDE, D. Geographic Object-Based Image Analysis - towards a new paradigm. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 87, p. 180–191, 2014.

BOX, G. E.; COX, D. R. An analysis of transformations revisited, rebutted. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, v. 26, n. 2, p. 211–252, 1964.

BRASIL. PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA. **Lei nº 8.069, de 13 de julho de 1990**: dispõe sobre o Estatuto da Criança e do Adolescente e dá outras providências. 1990. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l8069.htm>. Acesso em: 16 jan. 2022.

BRASIL. PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA. **Lei nº 10.741, de 1º de outubro de 2003**: dispõe sobre o Estatuto do Idoso e dá outras providências. 2003. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2003/l10.741.htm>. Acesso em: 16 jan. 2022.

BRANDT, T.; MATHER, P. M. **Classification methods for remotely sensed data**. 2. ed. New York, NY: Taylor & Francis, 2009. 378 p. ISBN (9780429192029).

BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, v. 45, p. 5–32, 2001.

BROEKHUIZEN, K.; VRIES, S. I. DE; PIERIK, F. H. **Healthy aging in a green living environment**: a systematic review of the literature Co-design with kids: early mastering of 21st century skills view project Gym of the Future View project. Leiden, The Netherlands. 2013. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/329935710>> . Acesso em: 25 jan. 2022.

BRUNSDON, C.; FOTHERINGHAM, A. S.; CHARLTON, M. E. Geographically weighted regression. **Geographical Analysis**, v. 28, n. 4, p. 281–298, 2014.

CALAFIORE, A.; DUNNING, R.; NURSE, A.; SINGLETON, A. The 20-minute city: an equity analysis of Liverpool City Region. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, v. 102, p. 1–16, 2022.

CALDERÓN-CONTRERAS, R.; QUIROZ-ROSAS, L. E. Analysing scale, quality and diversity of green infrastructure and the provision of Urban Ecosystem Services: a case from Mexico City. **Ecosystem Services**, v. 23, p. 127–137, 2017.

CAMARA, G.; SIMOES, R.; ANDRADE, P.R.; MAUS, V.; SÁNCHEZ, A.; DE ASSIS, L.F.F.G.; SANTOS, L.A.; YWATA, A.C.; MACIEL, A.M.; VINHAS, L.; QUEIROZ, G. R. de. **e-sensing/sits**: Version 1.12.5; Zenodo: Geneva, Switzerland, 2018. Disponível em: <<https://zenodo.org/record/1974065#.YEZxR5NKgWo>>. Acesso em: 18 jan. 2022.

CAMPOS FILHO, C. M. **Reinvente seu bairro**: caminhos para você participar do planejamento de sua cidade. 2. ed. São Paulo, SP: Editora 34, 2010. 224 p. ISBN (9788573262681).

CARNEIRO, E.; LOPES, W.; ESPINDOLA, G. Urban land mapping based on remote sensing time series in the Google Earth Engine platform: a case study of the Teresina - Timon Conurbation Area in Brazil. **Remote Sensing**, v. 13, n. 7, p. 1338, 2021.

CASAROLI, D.; RODRIGUES, T. R.; MARTINS, A. P. B.; EVANGELISTA, A. W. P.; ALVES JÚNIOR, J. Padrões de chuva e de evapotranspiração em Goiânia, GO. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 33, n. 2, p. 247–256, 2018.

CASSOU, A. C. N. **Usuários de parques e praças de Curitiba, PR**. 2009. 138 p. Dissertação (Mestrado em Educação Física) – Universidade Federal do Paraná (UFPR), Curitiba, 2009.

CASTELLS, M. Urbanização, desenvolvimento e dependência. In: _____. **A questão urbana**. 7. ed. São Paulo, SP: Paz e Terra, 2020. p. 79–115.

CHEN, Q.; DU, M.; CHENG, Q.; JING, C. Quantitative evaluation of spatial differentiation for public open spaces in urban built-up areas by assessing sdg 11.7: a case of deqing county. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 9, n. 10, p. 1–17, 2020.

CHOW, C. K. On optimum recognition error and reject tradeoff. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 16, n. 1, p. 41–46, 1970.

COLEMAN, R. W.; STAVROS, N.; YADAV, V.; PARAZOO, N. A simplified framework for high-resolution urban vegetation classification with optical

imagery in the Los Angeles Megacity. **Remote Sensing**, v. 12, n. 15, p. 1–17, 2020.

COMANICIU, D.; MEER, P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 24, n. 5, p. 603–619, 2002.

COMBER, A.; BRUNSDON, C.; GREEN, E. Using a GIS-based network analysis to determine urban greenspace accessibility for different ethnic and religious groups. **Landscape and Urban Planning**, v. 86, n. 1, p. 103–114, 2008.

CIA DE PROCESSAMENTO DE DADOS DO MUNICÍPIO DE GOIÂNIA (COMDATA). **Mapa urbano básico digital de Goiânia - MUBDG**. Versão 25, v. 23. Arquivo digital. Goiânia: COMDATA, 2016.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, n. 1, p. 35–46, 1991.

COSTA, W. S.; FONSECA, L. M. G.; KORTING, T. S.; BENDINI, H. D. N.; CARTAXO MODESTO DE SOUZA, R. Spatiooral segmentation applied to optical remote sensing image time series. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 15, n. 8, p. 1299–1303, 2018.

DADVAND, P.; DE NAZELLE, A.; TRIGUERO-MAS, M.; SCHEMBARI, A.; CIRACH, M.; AMOLY, E.; FIGUERAS, F.; BASAGAÑA, X.; OSTRO, B.; NIEUWENHUIJSEN, M. Surrounding greenness and exposure to air pollution during pregnancy: an analysis of personal monitoring data. **Environmental Health Perspectives**, v. 120, n. 9, p. 1286–1290, 2012.

DADVAND, P.; NIEUWENHUIJSEN, M. J.; ESNAOLA, M.; FORNS, J.; BASAGAÑA, X.; ALVAREZ-PEDREROL, M.; RIVAS, I.; LÓPEZ-VICENTE, M.; DE PASCUAL, M. C.; SU, J.; JERRETT, M.; QUEROL, X.; SUNYER, J. Green spaces and cognitive development in primary schoolchildren. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 112, n. 26, p. 7937–7942, 2015.

DORIGO, T. A.; LAMANO-FERREIRA, A. P. N. Contribuições da percepção ambiental de frequentadores sobre praças e parques no Brasil (2009-2013): revisão bibliográfica. **Revista de Gestão Ambiental e Sustentabilidade - GeAS**, v. 4, n. 3, p. 31–45, 2015.

DOMINGOS, P. L. H. **Aplicação de dados de sensoriamento remoto orbital de alta resolução à análise da cobertura vegetal intra-urbana e de seu estado de conservação**. 127 p. (INPE-14210-TDI/1111). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas

Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2005. Disponível em: <<http://urlib.net/ibi/6qtX3pFwXQZGivnJSY/Jrynz>>. Acesso em: 16 jan. 2022.

DRILLET, Z.; FUNG, T. K.; LEONG, R. A. T.; SACHIDHANANDAM, U.; EDWARDS, P.; RICHARDS, D. Urban vegetation types are not perceived equally in providing ecosystem services and disservices. **Sustainability (Switzerland)**, v. 12, n. 5, p. 1–14, 2020.

ELLIS, E. A.; MATHEWS, A. J. Object-based delineation of urban tree canopy: assessing change in Oklahoma City, 2006–2013. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 73, p. 85–94, 2019.

EUROPEAN SPACE AGENCY (ESA). **Sentinel 2 Document Library**: Sentinel-2 Spectral Response Functions (S2-SRF), 2017. Disponível em: <<https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/document-library>>. Acesso em: 18 jan. 2022.

EVERT, R. F.; EICHHORN, S. E. Secondary growth in stems. In _____. **Raven biology of plants**. 8.ed. New York, NY: W. H. Freeman and Company, 2013. p 614-615.

FANTINI, M. T.; ROSANELI, A. F. Considerações sobre o Parque GOMM: *Do-It-Yourself (DIY) urbanism* e a apropriação do espaço livre em Curitiba/PR. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: QUADRO DO PAISAGISMO NO BRASIL, 11., 2016, Salvador. **Anais...** Salvador: UFBA, 2016

FERREIRA, K. R.; QUEIROZ, G. R. DE. Medindo o Brasil a partir do espaço: tecnologias de big data e inteligência artificial. **AtoZ: Novas Práticas em Informação e Conhecimento**, v. 10, n. 3, p. 1, 2021.

FERREIRA, K. R.; QUEIROZ, G. R.; VINHAS, L.; MARUJO, R. F. B.; SIMOES, R. E. O.; PICOLI, M. C. A.; CAMARA, G.; CARTAXO, R.; GOMES, V. C. F.; SANTOS, L. A.; SANCHEZ, A. H.; ARCANJO, J. S.; FRONZA, J. G.; NORONHA, C. A.; COSTA, R. W.; ZAGLIA, M. C.; ZIOTI, F.; KORTING, T. S.; SOARES, A. R.; CHAVES, M. E. D.; FONSECA, L. M. G. Earth observation data cubes for Brazil: requirements, methodology and products. **Remote Sensing**, v. 12, n. 24, p. 1–19, 2020.

FERREIRA, D. C.; RATTIS, A. A cartografia racial de goiânia: uma possibilidade metodológica. **Revista de Geografia (Recife)**, v. 35, n. 3, p. 62–82, 2018.

FERREIRA, M. L.; ZABOTTO, A.; PERIOTTO, F. Verde Urbano. Engenheiro Coelho, SP: Unaspress, 2021. 217 p. ISBN (9786589185536).

FOTHERINGHAM, A. S.; BRUNSDON, C.; CHARLTON, M. **Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships**. Chichester, England: John Wiley & Sons, 2002. 288 p. ISBN (0-471-49616-2).

FRANÇA, D. S. N.; CUNHA, J. M. P. C. Migração intrametropolitana, raça e segregação na região metropolitana de São Paulo. In: CONGRESSO DE LA ASOCIACIÓN LATINOAMERICANA DE POBLACION, 9., 2020, Rio de Janeiro, RJ. **Anais...** Rio de Janeiro, RJ: ALAP, 2020.

GISLASON, P. O.; BENEDIKTSSON, J. A.; SVEINSSON, J. R. Random forests for land cover classification. **Pattern Recognition Letters**, v. 27, n. 4, p. 294–300, 2006.

GIULIANI, G.; CHATENOUX, B.; DE BONO, A.; RODILA, D.; RICHARD, J. P.; ALLENBACH, K.; DAO, H.; PEDUZZI, P. Building an Earth Observations Data Cube: lessons learned from the Swiss Data Cube (SDC) on generating Analysis Ready Data (ARD). **Big Earth Data**, v. 1, n. 1/2, p. 100–117, 2017.

GOIÂNIA. GOVERNO DO ESTADO. **Lei complementar nº 171, de 29 de maio de 2007**: dispõe sobre o Plano Diretor e o processo de planejamento urbano do Município de Goiânia e dá outras providências. 2007. Disponível em: <https://www.goiania.go.gov.br/html/gabinete_civil/sileq/dados/legis/2007/lc_20070529_000000171.html>. Acesso em: 18 jan. 2022.

GOMES, V. C. F.; CARLOS, F. M.; QUEIROZ, G. R.; FERREIRA, K. R.; SANTOS, R. Accessing and processing Brazilian Earth observation data cubes with the open data cube platform. **ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 5, n. 4, p. 153–159, 2021.

GONÇALVES, L. M. S.; FONTE, C. C. A Hybrid approach for land cover mapping based on the combination of soft classifiers outputs and uncertainty information. In: SPATIAL ACCURACY, 2016, Montpellier. **Proceedings...** 2016.

GONÇALVES, L.; FONTE, C.; JÚLIO, E.; CAETANO, M. Evaluation of remote sensing image classifiers with uncertainty measures. In: DEVILLERS, R.; GOODCHILD, H. (Ed.). **Spatial data quality: from process to decisions**. Boca Raton: CRC Press, 2009. p. 163–177.

GRANERO-BELINCHON, C.; ADELIN, K.; LEMONSU, A.; BRIOTTET, X. Phenological dynamics characterization of alignment trees with sentinel-2 imagery: a vegetation indices time series reconstruction methodology adapted to urban areas. **Remote Sensing**, v. 12, n. 4, p. 1–28, 2020.

HAMEDIANFAR, A.; GIBRIL, M. B. A. Large-scale urban mapping using integrated geographic object-based image analysis and artificial bee colony optimization from worldview-3 data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 40, n. 17, p. 6796–6821, 2019.

HAMEDIANFAR, A.; SHAFRI, H. Z. M. Detailed intra-urban mapping through transferable OBIA rule sets using WorldView-2 very-high-resolution satellite

images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 36, n. 13, p. 3380–3396, 2015.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FIEDMAN, J. Random forests. In: _____. **The elements of statistical learning**. New York, NY: Springer, 2009. p. 587–604.

HENRIQUE, W. Um bosque para chamar de meu. In: _____. **O direito à natureza na cidade**. Salvador, Bahia: EDUFBA, 2009. p. 139-164.

HSIAO, L. H.; CHENG, K. S. Assessing uncertainty in LULC classification accuracy by using bootstrap resampling. **Remote Sensing**, v. 8, n. 9, 2016.

HUANG, C.; YANG, J.; LU, H.; HUANG, H.; YU, L. Green spaces as an indicator of urban health: evaluating its changes in 28 mega-cities. **Remote Sensing**, v. 9, n. 12, p. 1–15, 2017.

HUANG, C.; YANG, J.; JIANG, P. Assessing impacts of urban form on landscape structure of urban green spaces in China using Landsat images based on Google Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 10, n. 10, p. 1–14, 2018.

HUANG, X.; LU, Q.; ZHANG, L.; PLAZA, A. New postprocessing methods for remote sensing image classification: a systematic study. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 52, n. 11, p. 7140–7159, 2014.

HUETE, A. R.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; LEEUWEN, W. VAN. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, p. 440–451, 1997.

HURVICH, C. M.; TSAI, C. L. Bias of the corrected aic criterion for underfitted regression and time series models. **Biometrika**, v. 78, n. 3, p. 499–509, 1991.

HURVICH, C. M.; TSAI, C. L. Regression and time series model selection in small samples. **Biometrika**, v. 76, n. 2, p. 297–307, 1989.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Base de informações do Censo Demográfico 2010**: resultados do Universo por setor censitário. Rio de Janeiro, RJ: IBGE, 2011a. 237 p.

_____. **Biomass e sistema costeiro-marinho do Brasil**: compatível com a escala 1:250.000 / IBGE. Rio de Janeiro, RJ: IBGE, 2019. 168 p.

_____. **Censo Demográfico 2010**: características da população e dos domicílios: resultados do universo. Rio de Janeiro. 2011b.

_____. **Estudos sociodemográficos e análises espaciais referentes aos municípios com a existência de comunidades remanescentes de quilombos**. Rio de Janeiro, RJ. 2007. Disponível em:
<<https://www.gov.br/mdh/pt-br/centrais-de-conteudo/igualdade-racial/estudos->

[sociodemograficos-e-analises-espaciais-referentes-aos-municipios-com-a-existencia-de-comunidades-remanescentes-de-quilombos-relatorio-tecnico-preliminar-ibge/view](#)>. Acesso em: 16 jan. 2022.

_____. **IBGE Cidades**. 2022. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/go/goiania/panorama>>. Acesso em: 2 mar. 2022.

_____. **Malha de setores censitários**. 2020. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/estrutura-territorial/26565-malhas-de-setores-censitarios-divisoes-intramunicipais.html?=&t=sobre>>. Acesso em: 16 jan. 2022.

_____. **Metodologia do Censo Demográfico 2010**. Rio de Janeiro. 2016. 720 p.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Câmeras imageadoras CBERS 04A**. 2019. Disponível em: <<http://www.cbbers.inpe.br/sobre/cameras/cbers04a.php>> Acesso em: 16 jan. 2022.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA (IPEA). **Objetivos de desenvolvimento sustentável**: 11. cidades e comunidades sustentáveis. 2019 Disponível em: <<https://www.ipea.gov.br/ods/ods11.html>>. Acesso em: 26 jan. 2022.

IRAEGUI, E.; AUGUSTO, G.; CABRAL, P. Assessing equity in the accessibility to urban green spaces according to different functional levels. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 9, n. 5, p. 1–16, 2020.

JENSEN. J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente**: uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos Campo, SP: Parêntese, 2009, 598p.

JORDÃO, H. M.; COSTA E SILVA, M. R. Assentamentos irregulares no município de Goiânia. **Estudos**, v. 41, p. 29–41, 2014.

JUSTICE, C. O.; VERMOTE, E.; TOWNSHEND, J. R. G.; DEFRIES, R.; ROY, D. P.; HALL, D. K.; SALOMONSON, V. V.; PRIVETTE, J. L.; RIGGS, G.; STRAHLER, A.; LUCHT, W.; MYNENI, R. B.; KNYAZIKHIN, Y.; RUNNING, S. W.; NEMANI, R. R.; WAN, Z.; HUETE, A. R.; VAN LEEUWEN, W.; WOLFE, R. E.; GIGLIO, L.; MULLER, J. P.; LEWIS, P.; BARNESLEY, M. J. The moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 36, n. 4, p. 1228–1249, 1998.

KABISCH, N.; FRANTZESKAKI, N.; PAULEIT, S.; NAUMANN, S.; DAVIS, M.; ARTMANN, M.; HAASE, D.; KNAPP, S.; KORN, H.; STADLER, J.; ZAUNBERGER, K.; BONN, A. Nature-based solutions to climate change

adaptation in urban areas: perspectives on indicators, knowledge gaps, barriers, and opportunities action. **Ecology and Society**, v. 21, n. 2, p. 51–64, 2017.

KABISCH, N.; HAASE, D. Green justice or just green? Provision of urban green spaces in Berlin, Germany. **Landscape and Urban Planning**, v. 122, p. 129–139, 2014.

KILLOUGH, B. The impact of analysis ready data in the Africa regional data cube. In: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS), 2019. **Proceedings... IEEE**, 2019.

KÖRTING, T. S.; FONSECA, L. M. G.; CÂMARA, G. GeoDMA-Geographic Data Mining Analyst. **Computers and Geosciences**, v. 57, p. 133–145, 2013.

KORTING, T. S.; FONSECA, L. M. G.; ESCADA, M. I. S.; DA SILVA, F. C.; DOS SANTOS SILVA, M. P. GeoDMA A novel system for spatial data mining. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON DATA MINING WORKSHOPS, ICDM WORKSHOPS, 2008. **Proceedings... 2008**. p. 975–978.

KONDO, M. C.; FLUEHR, J. M.; MCKEON, T.; BRANAS, C. C. Urban green space and its impact on human health. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 15, n. 3, p. 1–28, 2018.

LEWIS, A.; OLIVER, S.; LYMBURNER, L.; EVANS, B.; WYBORN, L.; MUELLER, N.; RAEVKSI, G.; HOOKE, J.; WOODCOCK, R.; SIXSMITH, J.; WU, W.; TAN, P.; LI, F.; KILLOUGH, B.; MINCHIN, S.; ROBERTS, D.; AYERS, D.; BALA, B.; DWYER, J.; DEKKER, A.; DHU, T.; HICKS, A.; IP, A.; PURSS, M.; RICHARDS, C.; SAGAR, S.; TRENHAM, C.; WANG, P.; WANG, L. W. The Australian geoscience data cube — foundations and lessons learned. **Remote Sensing of Environment**, v. 202, p. 276–292, 2017.

LI, L.; ZHOU, X.; CHEN, L.; CHEN, L.; ZHANG, Y.; LIU, Y. Estimating urban vegetation biomass from sentinel-2A image data. **Forests**, v. 11, n. 2, p. 1–24, 2020.

LI, X.; MENG, Q.; GU, X.; JANCISO, T.; YU, T.; WANG, K.; MAVROMATIS, S. A hybrid method combining *pixel*-based and object-oriented methods and its application in Hungary using Chinese HJ-1 satellite images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 13, p. 4655–4668, 2013.

LIMA, G. V. B. A.; PEREIRA, M. M.; RIBEIRO JUNIOR, C. R.; AZEVEDO, L. E. C.; ARAÚJO, I. R. S. O direito à cidade arborizada: a arborização urbana como indicador da segregação socioeconômica em Belém do Pará. **Revista da Sociedade Brasileira de Arborização Urbana**, v. 15, n. 1, p. 79, 2020.

LIMA, V. M. F.; FURUKAVA, C.; XAVIER, B. D. C.; SILVA, L. L. L.; FONSECA, C. S. O sistema de espaços livres e a mobilidade urbana em natal: as vozes da

cidade em busca do direito de ir e vir. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: OS SISTEMAS DE ESPAÇOS LIVRES E AS TRANSFORMAÇÕES NA PAISAGEM: POLÍTICAS E PROJETOS, 13., 2018, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FAUUSP, 2018

LIU, D.; KWAN, M. P.; KAN, Z. Analysis of urban green space accessibility and distribution inequity in the City of Chicago. **Urban Forestry and Urban Greening**, v. 59, p. 127029, 2021.

LIU, W.; GOPAL, S.; WOODCOCK, C. E. Uncertainty and confidence in land cover classification using a hybrid classifier approach. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 70, n. 8, p. 963–971, 2004.

LOOSVELT, L.; PETERS, J.; SKRIVER, H.; LIEVENS, H.; VAN COILLIE, F. M. B.; DE BAETS, B.; VERHOEST, N. E. C. Random Forests as a tool for estimating uncertainty at *pixel*-level in SAR image classification. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 19, n. 1, p. 173–184, 2012.

LOW, S. Public space and diversity: distributive, procedural and interactional justice for parks. In: YOUNG, G; STEVENSON, D. (Ed.). **The ashgate research companion to planning and culture**. London, UK: Routledge, 2013. p. 295–309.

MA, L.; FU, T.; LI, M. Active learning for object-based image classification using predefined training objects. **International Journal of Remote Sensing**, v. 39, n. 9, p. 2746–2765, 2018.

MACHADO, R. A. S.; OLIVEIRA, A. G.; LOIS-GONZÁLEZ, R. C. Urban ecological infrastructure: the importance of vegetation cover in the control of floods and landslides in Salvador / Bahia, Brazil. **Land Use Policy**, v. 89, p. 1–8, 2019.

MACEDO, J.; HADDAD, M. A. Equitable distribution of open space: using spatial analysis to evaluate urban parks in Curitiba, Brazil. **Environment and Planning B: Planning and Design**, v. 43, n. 6, p. 1096–1117, 2016.

MARÇAL, D.; MESQUITA, G.; KALLAS, L. M. E.; HORA, K. E. R. Urban and peri-urban agriculture in Goiânia: the search for solutions to adapt cities in the context of global climate change. **Urban Climate**, v. 35, p. 1–18, 2021.

MARTINS, B. O. Dinâmica populacional e temperatura do ar: mudanças no padrão térmico na cidade de Goiânia – GO. **Revista Geonorte**, v. 2, n. 5, p. 319–330, 2012.

MARTINS, D. F.; LIMA, V. M. F. Brincadeiras no ambiente urbano: modos de apropriação dos Espaços Livres Públicos (ELPs) pelas crianças em Quixadá-CE. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: SISTEMAS DE ESPAÇOS LIVRES: BASES

CONCEITUAIS E METODOLÓGICAS, 14., 2017, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FAUUSP, 2017

MEDEIROS, W. A. Constituição da forma urbana de Goiânia. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: RUMOS DA REDE DE PESQUISA QUAPÁ-SEL: CONSOLIDAÇÕES E PROPOSIÇÕES, 12., 2017, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FAUUSP, 2017.

MCCORMACK, G. R.; ROCK, M.; TOOHEY, A. M.; HIGNELL, D. Characteristics of urban parks associated with park use and physical activity: a review of qualitative research. **Health and Place**, v. 16, n. 4, p. 712–726, 2010.

MCPHEARSON, T.; KREMER, P.; HAMSTEAD, Z. A. Mapping ecosystem services in New York City: applying a social-ecological approach in urban vacant land. **Ecosystem Services**, v. 5, p. 11–26, 2013.

MIRANDA, T. B. **A ilusão da igualdade: natureza, justiça ambiental e racismo em Belém**. 2020. 205p. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) – Universidade Federal do Pará (UFPA), Belém, 2020.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. Inference on two population proportions. In: _____. **Applied statistics and probability for engineers**. 3.ed. New York, NY: John Wiley & Sons, 2003. p. 361-366.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 3. ed. Viçosa, MG: Universidade Federal de Viçosa, 2007. 320p.

NAZARENO, N. R. X.; FERREIRA, N. C.; MACEDO, F. C. Avaliação da exatidão cartográfica da ortofoto digital do município de Goiânia – GO. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOMÁTICA, 2., COLÓQUIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS, 5., 2007, Presidente Prudente, SP. **Anais...** Presidente Prudente, SP, 2007. p.889-896.

NESBITT, L.; MEITNER, M. J.; GIRLING, C.; SHEPPARD, S. R. J.; LU, Y. Who has access to urban vegetation? A spatial analysis of distributional green equity in 10 US cities. **Landscape and Urban Planning**, v. 181, p. 51–79, 2019.

NESBITT, L.; MEITNER, M. J.; SHEPPARD, S. R. J.; GIRLING, C. The dimensions of urban green equity: a framework for analysis. **Urban Forestry and Urban Greening**, v. 34, p. 240–248, 2018.

NETER, J.; WASSERMAN, W.; KUTNER, M. H. Aptness of model and remedial measures. In: _____. **Applied linear regression models**. Illinois: Richard D. Irwin, 1983. p. 109–146.

NUNES, F.; SANTOS, A.; RAMOS, H.; SANTOS, R.; SOARES, D. Mapping green areas in urban plots in the municipality of Goiânia-GO Brazil: a spatial

analysis of legislative conduct. **Revista de Geografia e Ordenamento do Território (GOT)**, n. 20, p. 105–122, 2020.

OLIVEIRA, N. C. O acirramento da luta pelo solo urbano no centro da cidade de São Paulo: os proprietários imobiliários, os governos neoliberais e os movimentos dos sem-teto. In: COLÓQUIO INTERNACIONAL MARX E ENGELS, 5., 2007, Campinas, SP. **Anais...** Campinas, SP: Unicamp, 2007.

OLIVEIRA, W. N.; SANTOS, P. C. Ocupações irregulares e impactos sócio-ambientais na região. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE GESTÃO AMBIENTAL, 3., 2012, Goiânia. **Anais...** Goiânia: IBEAS, 2012.

OLIVEIRA, W. N.; SENA, C. P. Avaliação sócio-econômica da ocupação das regiões do entorno do aterro sanitário de Goiânia utilizando ferramentas de geoprocessamento. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE GESTÃO AMBIENTAL, 3., 2012, Goiânia. **Anais...** Goiânia: IBEAS, 2012.

OLOFSSON, P.; FOODY, G. M.; STEHMAN, S. V.; WOODCOCK, C. E. Making better use of accuracy data in land change studies: estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation. **Remote Sensing of Environment**, v. 129, p. 122–131, 2013.

PAEZ, A.; HIGGINS, C. D.; VIVONA, S. F. Demand and level of service inflation in Floating Catchment Area (FCA) methods. **PLoS ONE**, v. 14, n. 6, p. 1–38, 2019.

PÁEZ, A.; SCOTT, D. M.; MORENCY, C. Measuring accessibility: positive and normative implementations of various accessibility indicators. **Journal of Transport Geography**, v. 25, p. 141–153, 2012.

PARK, Y.; GULDMANN, J. M. Understanding disparities in community green accessibility under alternative green measures: a metropolitan-wide analysis of Columbus, Ohio, and Atlanta, Georgia. **Landscape and Urban Planning**, v. 200, p. 1–15, 2020.

PEGORETTI, M. S.; MENDONÇA, ENEIDA, M. S. Praça pública e práticas sócio-espaciais: reflexões a partir da Praça Costa Pereira, Vitória/ES. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: SISTEMAS DE ESPAÇOS LIVRES: BASES CONCEITUAIS E METODOLÓGICAS, 14, 2020, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FAUUSP, 2020

PEREIRA, R. H. M.; BRAGA, C. K. V.; SERRA, B.; NADALIN, V. G. **Desigualdades socioespaciais de acesso a oportunidades nas cidades brasileiras – 2019**. Rio de Janeiro, RJ. 2019. Disponível em: <https://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/TDs/td_2535_web.pdf>.

PEREIRA, R. H. M.; BRAGA, C. K. V.; SERVO, L. M.; SERRA, B.; AMARAL, P.; GOUVEIA, N.; PAEZ, A. Geographic access to COVID-19 healthcare in

Brazil using a balanced float catchment area approach. **Social Science and Medicine**, v. 273, p. 1–12, 2021a.

PEREIRA, R. H. M.; SARAIVA, M.; HERSZENHUT, D.; BRAGA, C. K. V.; CONWAY, M. W. r5r: Rapid realistic routing on multimodal transport networks with R 5 in R . **Findings**, p. 1–10, 2021b.

PICOLI, M. C. A.; SIMOES, R.; CHAVES, M.; SANTOS, L. A.; SANCHEZ, A.; SOARES, A.; SANCHES, I. D.; FERREIRA, K. R.; QUEIROZ, G. R. Cbers data cube: a powerful technology for mapping and monitoring Brazilian biomes. **ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 5, n. 3, p. 533–539, 2020.

PINHO, C. M. D.; FONSECA, L. M. G.; KORTING, T. S.; DE ALMEIDA, C. M.; KUX, H. J. H. Land-cover classification of an intra-urban environment using high-resolution images and object-based image analysis. **International Journal of Remote Sensing**, v. 33, n. 19, p. 5973–5995, 2012.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. A vegetação e sua interação com a radiação eletromagnética. In: _____. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2 ed. São Paulo, SP: Oficina de textos, 2012. p. 13-27.

RAMOS, H. F.; NUNES, F. G.; SANTOS, A. M. The green area index as a sustainable urban development strategy for the Northern, Northwestern, and Meia Ponte zones of Goiânia-go, Brazil. **Cuadernos de Geografia: Revista Colombiana de Geografia**, v. 29, n. 1, p. 86–101, 2020.

RIBEIRO, M. E. J. **Goiânia**: os planos, a cidade e o sistema de áreas verdes. Goiânia: UCG, 2004. 160 p.

RIBEIRO, B. M. G.; FONSECA, L. M. G. Evaluation of Worldview-2 imagery for urban land cover mapping using the Interimage system. In: GEOBIA, 4., 2012, Rio de Janeiro. **Proceeding...** 2012. p. 206–210.

RIBEIRO, J. F.; WALTER, B. M. T. As principais fitofisionomias do Bioma Cerrado. In: SANO, S. M.; ALMEIDA, S. P.; RIBEIRO, J. F. **Cerrado ecologia e flora**. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2008. p 151-212.

RIGOLON, A. A complex landscape of inequity in access to urban parks: a literature review. **Landscape and Urban Planning**, v. 153, p. 160–169, 2016.

RIGOLON, A.; BROWNING, M.; LEE, K.; SHIN, S. Access to urban green space in cities of the global south: a systematic literature review. **Urban Science**, v. 2, n. 3, p. 67, 2018.

ROBINSON, D. J.; REDDING, N.; CRISP, D. **Implementation of a fast algorithm for segmenting SAR imagery**. Edinburgh: [s.n.], 2002.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 1973. **Proceedings...** 1973.

SAKATA, F. G. **Parques urbanos no Brasil - 2000 A 2017**. 2018. 348 p. Tese (Doutorado em Arquitetura e Urbanismo), Faculdade de Arquitetura e Urbanismo – Universidade de São Paulo (FAUUSP), São Paulo, 2018.

SAKATA, F.; SOUZA, M. E. Morfologia e espaços livres em Goiânia: reflexões da oficina Quapá-SEL. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: RUMOS DA REDE DE PESQUISA QUAPÁ-SEL: CONSOLIDAÇÕES E PROPOSIÇÕES, 12., 2017, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FAUUSP, 2017.

SANDBERG, L. A.; BARDEKJIAN, A.; BUTT, S. Urban forestry and political ecology. In: _____. **Urban forests, trees, and greenspace**. New York, NY: Routledge, 2015. p. 5-13.

SHAHTAHMASSEBI, A. R.; LI, C.; FAN, Y.; WU, Y.; LIN, Y.; GAN, M.; WANG, K.; MALIK, A.; BLACKBURN, G. A. Remote sensing of urban green spaces: a review. **Urban Forestry and Urban Greening**, v. 57, p. 1–15, 2021.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **The Bell System Technical Journal**, v. 27, n. 4, p. 623–656, 1948.

SCHOWENGERDT, R. A. Multi-Image fusion. In: _____. **Remote sensing: models and methods for image processing**. 3. ed. Burlington, MA: Elsevier Inc., 2007. p. 375–383.

SILVA, A. D. E. **Goiânia e a natureza da “metrópole”**: os recursos naturais na criação e no desenvolvimento da nova capital de Goiás (1930-2016). 2019. 102 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais) - Centro Universitário de Anápolis -UniEvangélica, Anápolis, 2019.

SIMÕES, R.; CAMARA, G.; QUEIROZ, G.; SOUZA, F.; ANDRADE, P. R.; SANTOS, L.; CARVALHO, A.; FERREIRA, K. Satellite image time series analysis for big earth observation data. **Remote Sensing**, v. 13, n. 13, p. 1–20, 2021.

SIQUEIRA, A.; LEWIS, A.; THANKAPPAN, M.; SZANTOI, Z.; GORYL, P.; LABAHN, S.; ROSS, J.; HOSFORD, S.; MECKLENBURG, S.; TADONO, T.; ROSENQVIST, A.; LACEY, J. CEOS analysis ready data for land—an overview on the current and future work. In: IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2019, Yokohama, Japan. **Proceedings...** Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019. p. 5536–5537.

SOUZA, M. E. **A erosão do espaço público**: uma cartografia da desafetação das áreas públicas municipais na cidade de Goiânia, entre 1954 e 2016. 2019.

210 p. Tese (Doutorado em Geografia), Instituto de Estudos Socioambientais (IESA) - Universidade Federal de Goiás (UFG), Goiânia, 2019.

SMITH, N. Para uma teoria do desenvolvimento desigual: a escala espacial e o vaivém do capital. In: _____. **Desenvolvimento desigual**. Rio de Janeiro, RJ: Bertrand Brasil, 1988. p. 191–219.

TALEN, E.; ANSELIN, L. Assessing spatial equity: an evaluation of measures of accessibility to public playgrounds. **Environment and Planning A**, v. 30, n. 4, p. 595–613, 1998.

TALEN, E. The social equity of urban service distribution: an exploration of park access in Pueblo, Colorado, and Macon, Georgia. **Urban Geography**, v. 18, n. 6, p. 521–541, 1997.

TAYLOR, L.; HOCHULI, D. F. Defining greenspace: multiple uses across multiple disciplines. **Landscape and Urban Planning**, v. 158, p. 25–38, 2017.

THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. Decision trees. In: _____. **Pattern recognition**. 4. ed. Burlington, MA: Academic Press, 2009. p. 215–222.

TOBLER, W. R. A computer movie simulation urban growth in Detroit Region. **Economic Geography**, v. 46, p. 234–240, 1970.

TOBLER, W. **Three presentations on geographical analysis and modeling: non-isotropic modeling, speculations on the geometry of geography and Global spatial analysis**. National Center for Geographic Information and Analysis. Santa Barbara, CA. 1993. Disponível em: <<https://escholarship.org/uc/item/05r820mz>>. Acesso em: 18 jan. 2022.

TRUELOVE, M. Measurement of spatial equity. **Environment and Planning C: Government and Policy**, v. 11, n. 1, p. 19–34, 1993.

UGOLINI, F.; MASSETTI, L.; CALAZA-MARTÍNEZ, P.; CARIÑANOS, P.; DOBBS, C.; OSTOIC, S. K.; MARIN, A. M.; PEARLMUTTER, D.; SAARONI, H.; ŠAULIENĖ, I.; SIMONETI, M.; VERLIČ, A.; VULETIĆ, D.; SANESI, G. Effects of the COVID-19 pandemic on the use and perceptions of urban green space: an international exploratory study. **Urban Forestry and Urban Greening**, v. 56, p. 1–9, 2020.

UNITED NATIONS HUMAN SETTLEMENTS PROGRAM (UN-HABITAT). **SDG indicator 11.7.1 training module: public space**. Nairobi, 2018.

_____. Urbanization and cities: trends of a new global force. In: _____. **World Cities Report 2020: The Value of Sustainable Urbanization**. Nairobi, Kenia. 2020. p.1-41.

UNWIN, D. J. Geographical information systems and the problem of 'error and uncertainty'. **Progress in Human Geography**, v. 19, n. 4, p. 549–558, 1995.

US CENSUS BUREAU. **2010 Census urban and rural classification and urban area criteria**. 2021. Disponível em: <<https://www.census.gov/programs-surveys/geography/guidance/geo-areas/urban-rural/2010-urban-rural.html>>. Acesso em: 25 jan. 2022.

VAN DEN BOSCH, M. A.; ÖSTERGREN, P. O.; GRAHN, P.; SKÄRBÄCK, E.; WÄHRBORG, P. Moving to serene nature may prevent poor mental health—results from a swedish longitudinal cohort study. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 12, n. 7, p. 7974–7989, 2015.

VIEIRA, G. C. L. **Goiânia através dos espaços públicos: praças e parques como fator de segregação**. 2020. 148 p. Dissertação (Mestrado em Projeto e Cidade), Faculdade de Artes Visuais - Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2020.

WANG, S.; WANG, M.; LIU, Y. Access to urban parks: comparing spatial accessibility measures using three GIS-based approaches. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 90, p. 1–13, 2021.

WHEELER, D. C; PÁEZ, A. Geographically weighted regression. In: FISCHER, M.; GETIS, A. (Ed.). **Handbook of applied spatial analysis**. Berlin, Heidelberg: Springer, 2009. p. 461-486.

WHEELER, D.; TIEFELSDORF, M. Multicollinearity and correlation among local regression coefficients in geographically weighted regression. **Journal of Geographical Systems**, v. 7, n. 2, p. 161–187, 2005.

WORLD HEALTH ORGANIZATION (WHO). Differential health benefits of green spaces in specific population groups. In: _____. **Urban green spaces and health**. Copenhagen: WHO Regional Office for Europe, 2016. p. 16-19.

WILLIS, K. J.; PETROKOFISKY, G. The natural capital of city trees. **Science**, v. 356, n. 6336, p. 374–376, 2017.

WRIGHT WENDEL, H. E.; ZARGER, R. K.; MIHELICIC, J. R. Accessibility and usability: green space preferences, perceptions, and barriers in a rapidly urbanizing city in Latin America. **Landscape and Urban Planning**, v. 107, n. 3, p. 272–282, 2012.

XAVIER, F. B.; FELIPE, J.; ARANA, A. R. A. O parque Verde Urbano: características do uso através de observação sistemática. **Urbe Revista Brasileira de Gestão Urbana**, v. 10, Supl. 1, p. 82–95, 2018.

XIAO, Y.; WANG, Z.; LI, Z.; TANG, Z. An assessment of urban park access in Shanghai – Implications for the social equity in urban China. **Landscape and Urban Planning**, v. 157, p. 383–393, 2017.

XU, C.; HAASE, D.; PAULEIT, S. The impact of different urban dynamics on green space availability: a multiple scenario modeling approach for the region of Munich, Germany. **Ecological Indicators**, v. 93, p. 1–12, 2018.

XU, R.; LIU, J.; XU, J. Extraction of high-precision urban impervious surfaces from sentinel-2 multispectral imagery via modified linear spectral mixture analysis. **Sensors (Switzerland)**, v. 18, n. 9, p. 1–15, 2018.

YALLOUZ, G. A. N.; FERREIRA, B. S.; TAVARES, F. S. B.; BASSO, J. Parques lineares como elementos de conexão: uma análise da evolução da cobertura vegetal. In: COLÓQUIO QUAPÁ-SEL: OS SISTEMAS DE ESPAÇOS LIVRES E AS TRANSFORMAÇÕES NA PAISAGEM: POLÍTICAS E PROJETOS, 13., 2018, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FAUUSP, 2018

YAN, J.; ZHOU, W.; HAN, L.; QIAN, Y. Mapping vegetation functional types in urban areas with WorldView-2 imagery: integrating object-based classification with phenology. **Urban Forestry and Urban Greening**, v. 31, p. 230–240, 2018.

YU, D.; PETERSON, N. A.; REID, R. J. Exploring the impact of non-normality on spatial non-stationarity in geographically weighted regression analyses: Tobacco outlet density in New Jersey. **GIScience and Remote Sensing**, v. 46, n. 3, p. 329–346, 2009.

ZHOU, W.; WANG, J.; QIAN, Y.; PICKETT, S. T. A.; LI, W.; HAN, L. The rapid but “invisible” changes in urban greenspace: a comparative study of nine Chinese cities. **Science of the Total Environment**, v. 627, p. 1572–1584, 2018.

APÊNDICE A – INFORMAÇÕES AUXILIARES DOS MÉTODOS DE MAPEAMENTO DOS TIPOS DE VEGETAÇÃO URBANA

Este apêndice apresenta as Tabelas e as Figuras do processo de mapeamento dos tipos de vegetação urbana, descritas na Seção 4.1.

Tabela A.1 – Exemplos de atributos espectrais e espaciais calculados para objetos geográficos pelo GeoDMA (v.2.0.1).

Nome	Descrição
Atributos espectrais	
Desvio padrão	Retorna o desvio padrão para todos os <i>N pixels</i> dentro do objeto.
Entropia	Mede a desordem de uma imagem. Quando a imagem não é uniforme, muitos elementos GLCM têm valores pequenos, resultando em uma entropia maior.
Média	Calcula o valor médio para todos os <i>N pixels</i> dentro do objeto.
Razão de bandas	Descreve a razão da média dos valores dos <i>N pixels</i> de uma dada banda espectral em relação ao somatório da média dos valores das demais bandas espectrais. Ou seja, representa a contribuição de uma dada banda para o objeto, em relação às outras.
Atributos espaciais	
Compacidade	Retorna a compacidade de um objeto.
Dimensão fractal	Retorna a dimensão fractal de um objeto.
Razão perímetro área	Calcula a razão entre o perímetro e a área de um objeto.
Área	Retorna a área do objeto, medida de acordo com o sistema de referência espacial utilizado.

GLCM: Matriz de co-ocorrência de níveis de cinza.

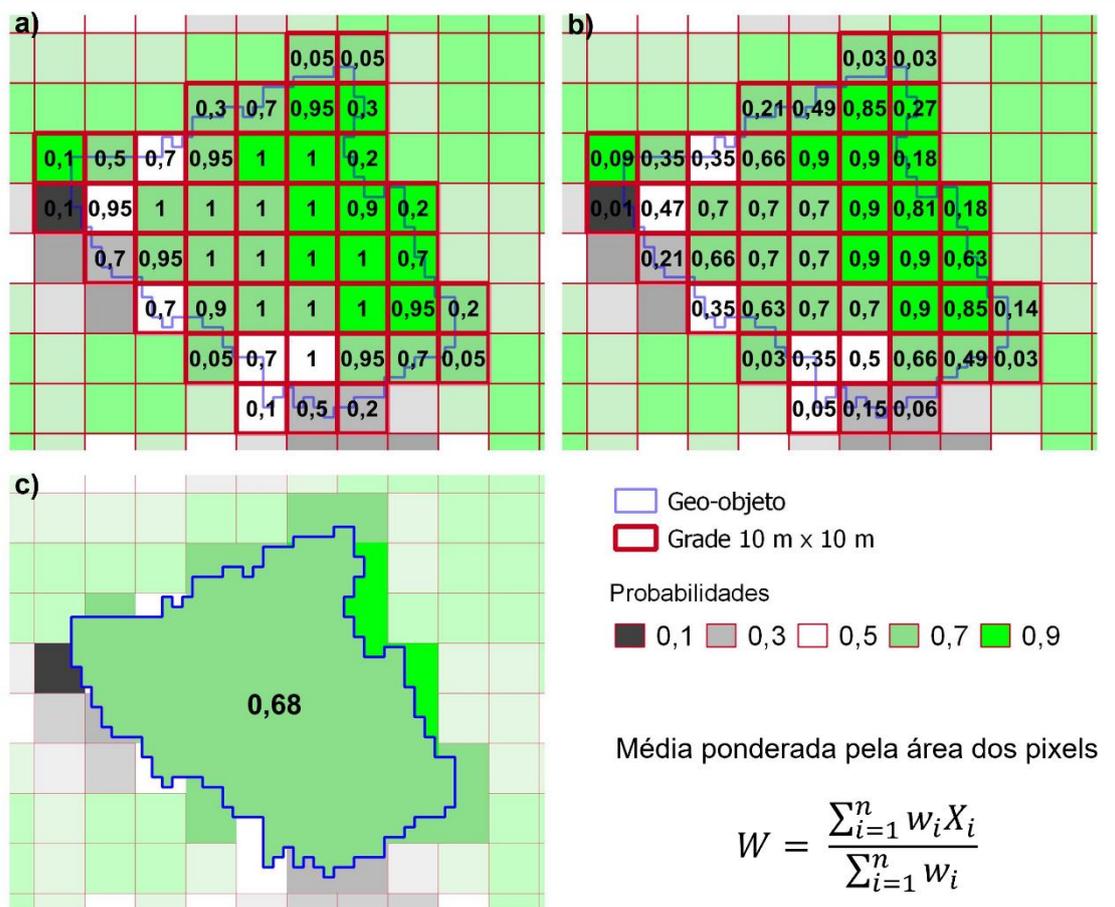
Fonte: Adaptado de Körting, Fonseca e Câmara (2013).

Tabela A.2 – Estratificação da amostragem para treinamento e teste da classificação dos Mapas 1 e 2 com *Random Forest*.

Classe de cobertura	Treinamento	Teste	Total
Água	100	50	150
Cobertura Herbácea-Arbustiva	268	132	400
Cobertura Arbórea	352	173	525
Alto Albedo	251	124	375
Baixo Albedo	218	107	325
Solo	117	58	175
Sombra	117	58	175
Telha de Cerâmica	318	157	475

Fonte: Produção do autor.

Figura A.1 – Representação do método utilizado para agregar valores de probabilidades dos *pixels* sobrepostos pelos objetos pela função *exact extract* para linguagem R.



W : Média ponderada pela área dos *pixels*; n : número de *pixels* sobrepostos; w_i : fração da área do *pixel* sobreposta pelo objeto; X_i : probabilidade de o *pixel* pertencer à classe i . a) Valores de w_i ; b) Valores $w_i X_i$; c) Valor de W . Esse cálculo é repetido para cada objeto em relação aos *pixels* aos quais se sobrepõe e para cada classe de cobertura urbana.

Fonte: Produção do autor.

Tabela A.3 – Estratificação da amostragem para validação dos objetos reclassificados e do Mapa Híbrido.

Classe de cobertura	Amostras para validar os objetos reclassificados ¹		Amostras para o Mapa Híbrido ²
	Mapa 1	Mapa 2	
Água	9	9	50
Alto Albedo	50	50	50
Baixo Albedo	100	100	76
Cobertura Herbácea-Arbustiva	100	100	100
Cobertura Arbórea	100	100	68
Solo	50	50	50
Sombra	50	10	50
Telha de Cerâmica	100	100	54

¹ As classes de cobertura com 100 amostras foram mais representativas nos objetos reclassificados com as classes do Mapa 1 ou Mapa 2; as com 50 amostras foram menos representativas. Água e Sombra apresentaram menos que 50 amostras, pois havia menos objetos reclassificados com essas classes.

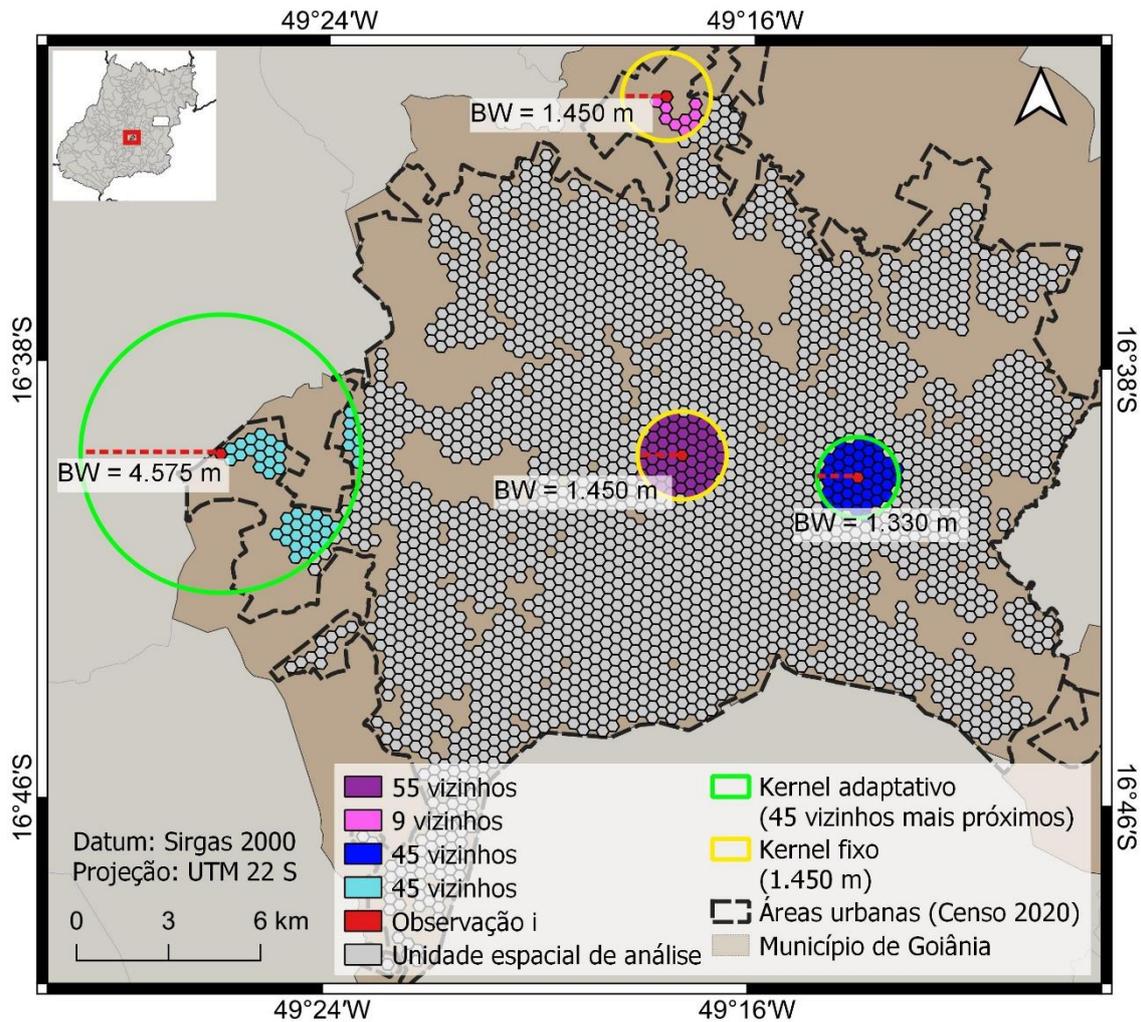
² O maior número de amostras (100) foi definido para a Cobertura Herbácea-Arbustiva, por ter sido a classe de cobertura de maior área no Mapa Híbrido. Nas outras classes de cobertura, o número de pontos amostrados corresponde à proporção da área de cada uma em relação à área da Cobertura Herbácea-Arbustiva. Por exemplo, a área da Cobertura Arbórea no Mapa Híbrido é igual a 68% à da Cobertura Herbácea-Arbustiva, logo foram amostrados 68 pontos da Cobertura Arbórea. O menor número amostrado foi definido como 50 (CONGALTON, 1991).

Fonte: Produção do autor.

APÊNDICE B – INFORMAÇÕES AUXILIARES DOS MÉTODOS DE ANÁLISE ESPACIAL UTILIZADOS

Esse apêndice complementa o entendimento da Seção 4.4.

Figura B.1 – Diferenças das larguras de banda (BW) fixa e adaptativa em áreas centrais e de bordas das unidades espaciais de análise deste estudo.

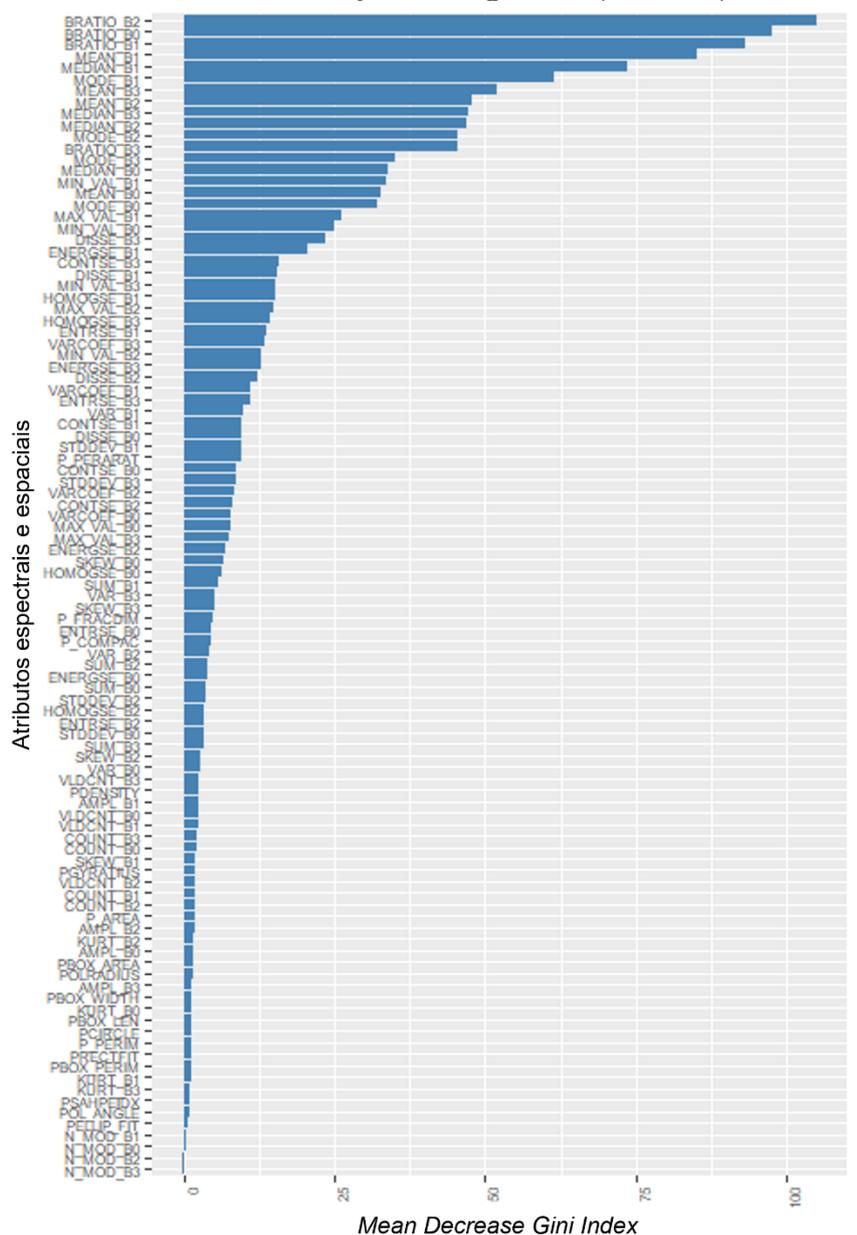


Fonte Produção do autor.

APÊNDICE C – RESULTADOS COMPLEMENTARES AO MAPEAMENTO DOS TIPOS DE VEGETAÇÃO URBANA

Este apêndice apresenta Figuras e Tabelas complementares da Seção 5.1.

Figura C.1 – Ordem de importância dos atributos utilizados para a classificação pela Análise Baseada em Objetos Geográficos (GEOBIA).



B0, B1 e B2, referem-se às bandas infravermelho próximo, vermelho e verde, que foram alocadas nos canais 0, 1 e 2 da composição colorida. Atributos com maiores *Mean Decrease Gini Index* foram mais utilizados para definição das classes.

Fonte: Produção do autor.

APÊNDICE D – RESULTADOS COMPLEMENTARES À ANÁLISE DE EQUIDADE ESPACIAL DO VERDE URBANO

Este apêndice apresenta Figuras e Tabelas complementares da Seção 5.2.

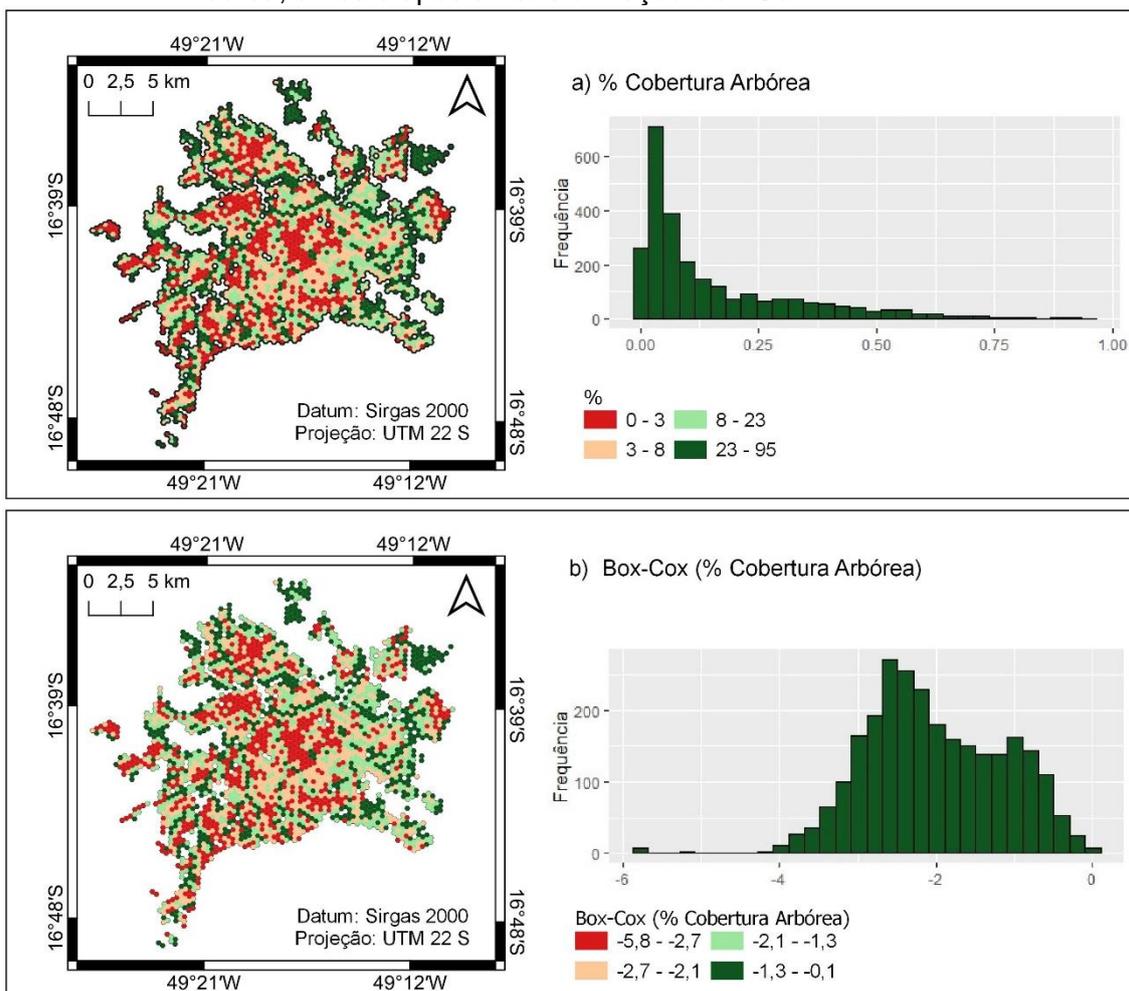
Tabela D.1 – Testes de Kolmogorov-Smirnov para a normalidade da distribuição dos resíduos de regressão das variáveis dependentes (Oportunidade de acesso às categorias do Verde Urbano) e independentes (variáveis populacionais), antes e após a transformação Box-Cox sobre as variáveis dependentes.

Antes	p-valor	Depois	p-valor
BFCA		BFCA	
% Crianças e Adolescentes	< 2,10 ⁻¹⁶	% Crianças e Adolescentes	7,10 ⁻¹³
% Idosos	< 2,10 ⁻¹⁶	% Idosos	5,10 ⁻¹²
% Mulheres Adultas	< 2,10 ⁻¹⁶	% Mulheres Adultas	5,10 ⁻¹⁶
% Negros	< 2,10 ⁻¹⁶	% Negros	< 2,10 ⁻¹⁶
% Alfabetizados	< 2,10 ⁻¹⁶	% Alfabetizados	< 2,10 ⁻¹⁶
Renda per Capita	< 2,10 ⁻¹⁶	Renda per Capita	8,10 ⁻¹⁵
% Cobertura Arbórea		% Cobertura Arbórea	
% Crianças e Adolescentes	< 2,10 ⁻¹⁶	% Crianças e Adolescentes	5,10 ⁻⁶
% Idosos	< 2,10 ⁻¹⁶	% Idosos	9,10 ⁻⁶
% Mulheres Adultas	< 2,10 ⁻¹⁶	% Mulheres Adultas	3,10 ⁻⁸
% Negros	< 2,10 ⁻¹⁶	% Negros	1,10 ⁻⁸
% Alfabetizados	< 2,10 ⁻¹⁶	% Alfabetizados	2,10 ⁻⁷
Renda per Capita	< 2,10 ⁻¹⁶	Renda per Capita	1,10 ⁻⁷
% Cob. Herbácea-Arbustiva		% Cob. Herbácea-Arbustiva	
% Crianças e Adolescentes	< 2,10 ⁻¹⁶	% Crianças e Adolescentes	0,036
% Idosos	< 2,10 ⁻¹⁶	% Idosos	0,114
% Mulheres Adultas	< 2,10 ⁻¹⁶	% Mulheres Adultas	0,010
% Negros	< 2,10 ⁻¹⁶	% Negros	0,002
% Alfabetizados	< 2,10 ⁻¹⁶	% Alfabetizados	0,010
Renda per Capita	< 2,10 ⁻¹⁶	Renda per Capita	0,004

BFCA: *Balanced Floating Catchment Area* – indicador de acessibilidade calculado para as Áreas Verdes Públicas.

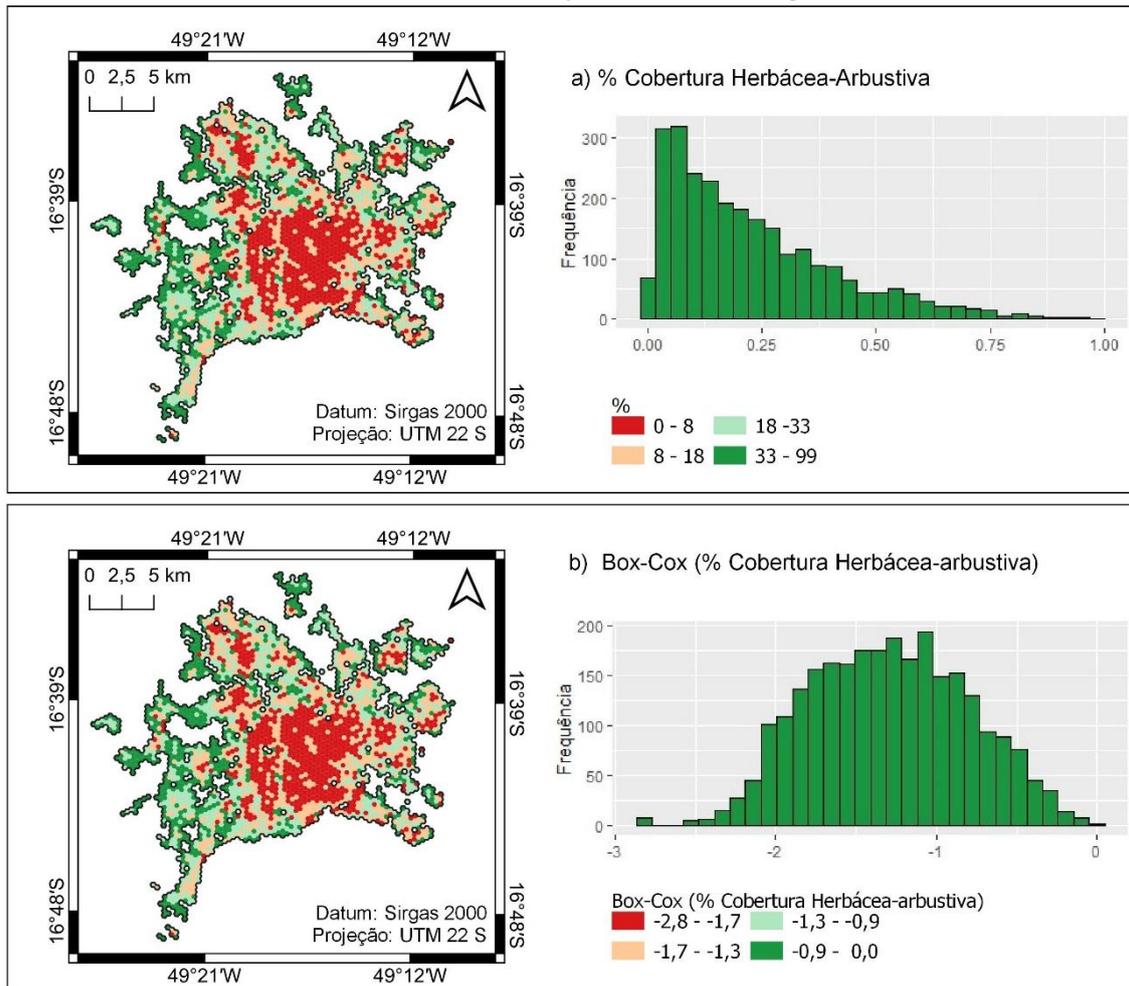
Fonte: Produção do autor.

Figura D.1 – Distribuição espacial e histograma da oportunidade de acesso à Cobertura Arbórea, antes e após a transformação Box-Cox.



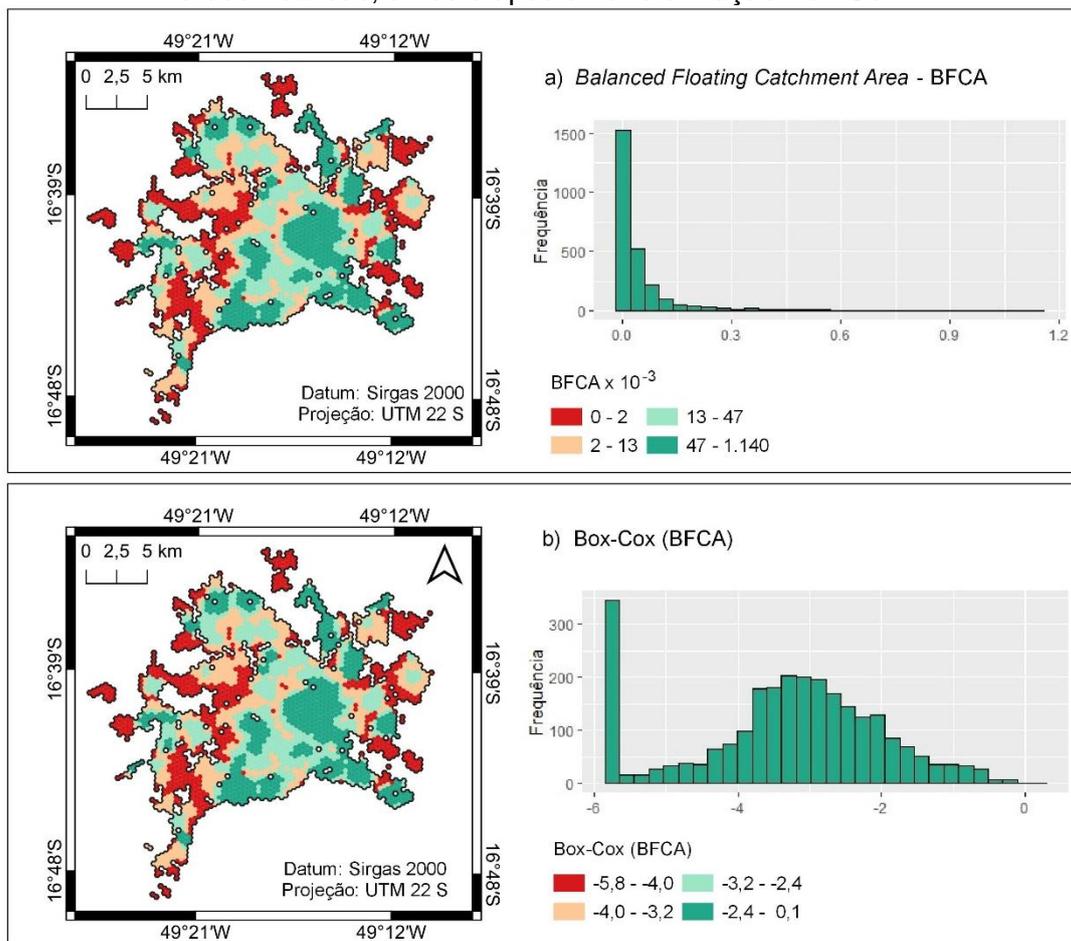
Fonte: Produção do autor.

Figura D.2 – Distribuição espacial e histograma da oportunidade de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva, antes e após a transformação Box-Cox.



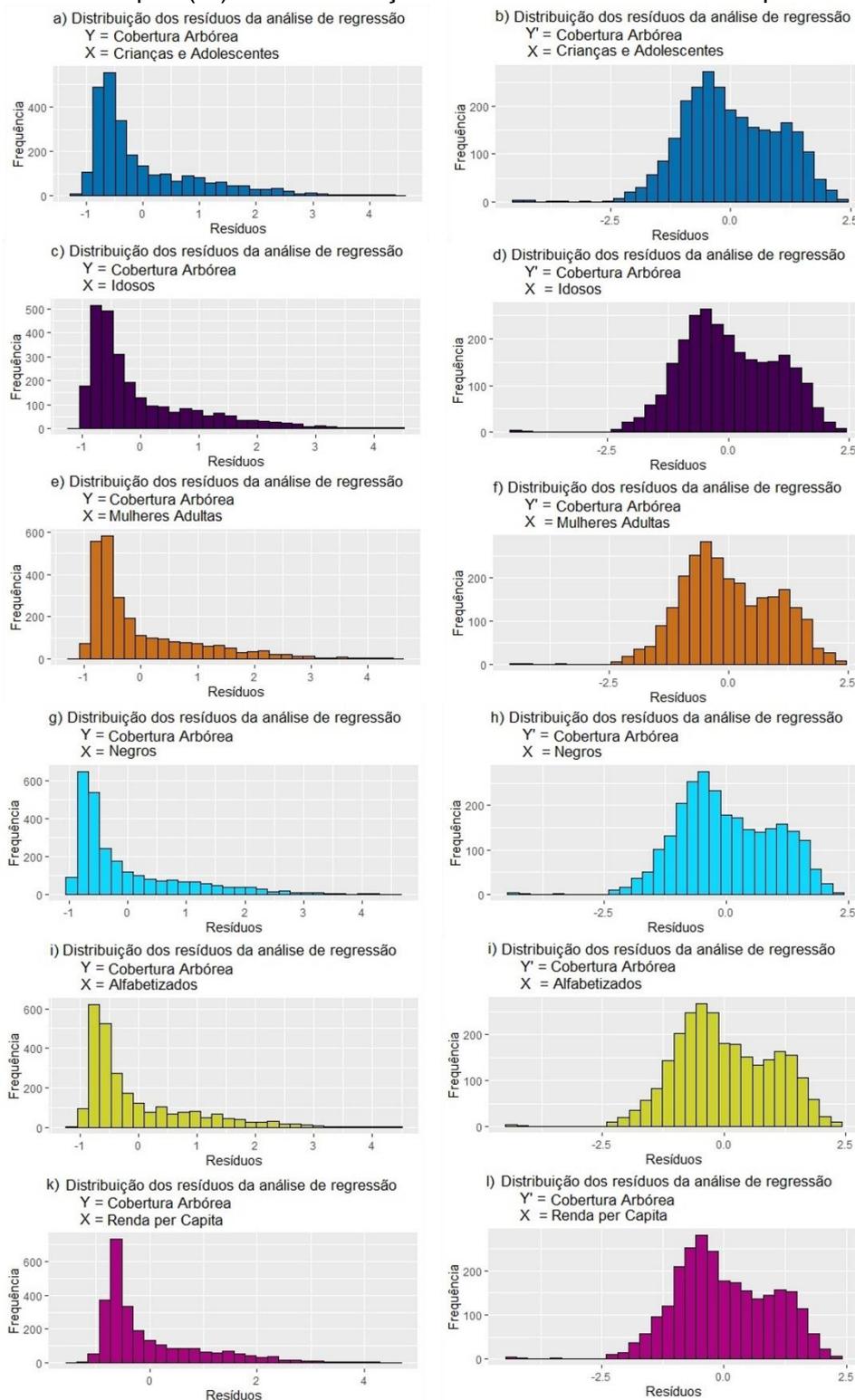
Fonte: Produção do autor.

Figura D.3 – Distribuição espacial e histograma da oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas, antes e após a transformação Box-Cox.



Fonte: Produção do autor.

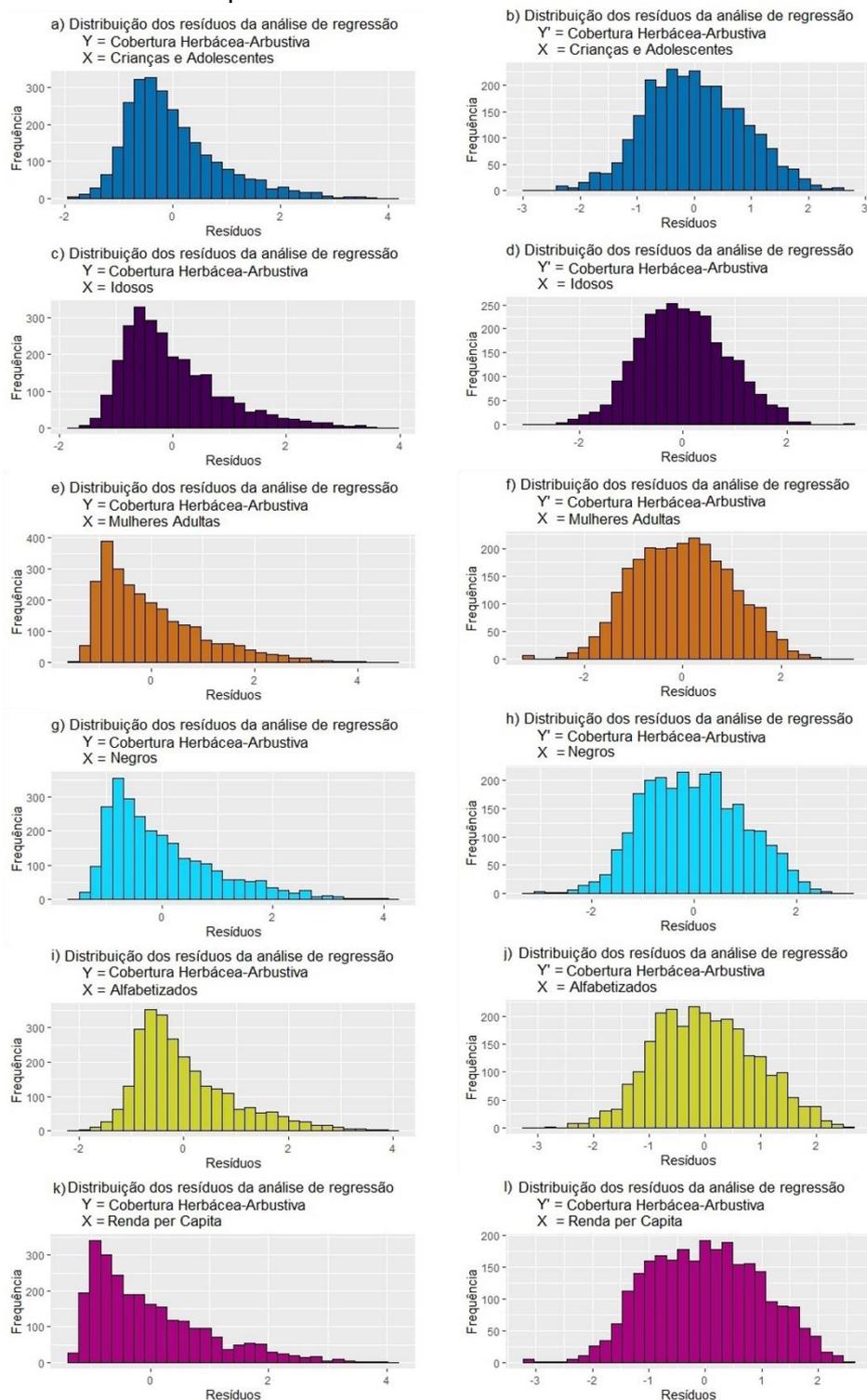
Figura D.4 – Resíduos da regressão simples entre a oportunidade de acesso à Cobertura Arbórea e a proporção de cada grupo populacional antes (Y) e após (Y') a transformação BoxCox sobre a variável dependente.



As variáveis independentes e dependentes foram padronizadas.

Fonte: Produção do autor.

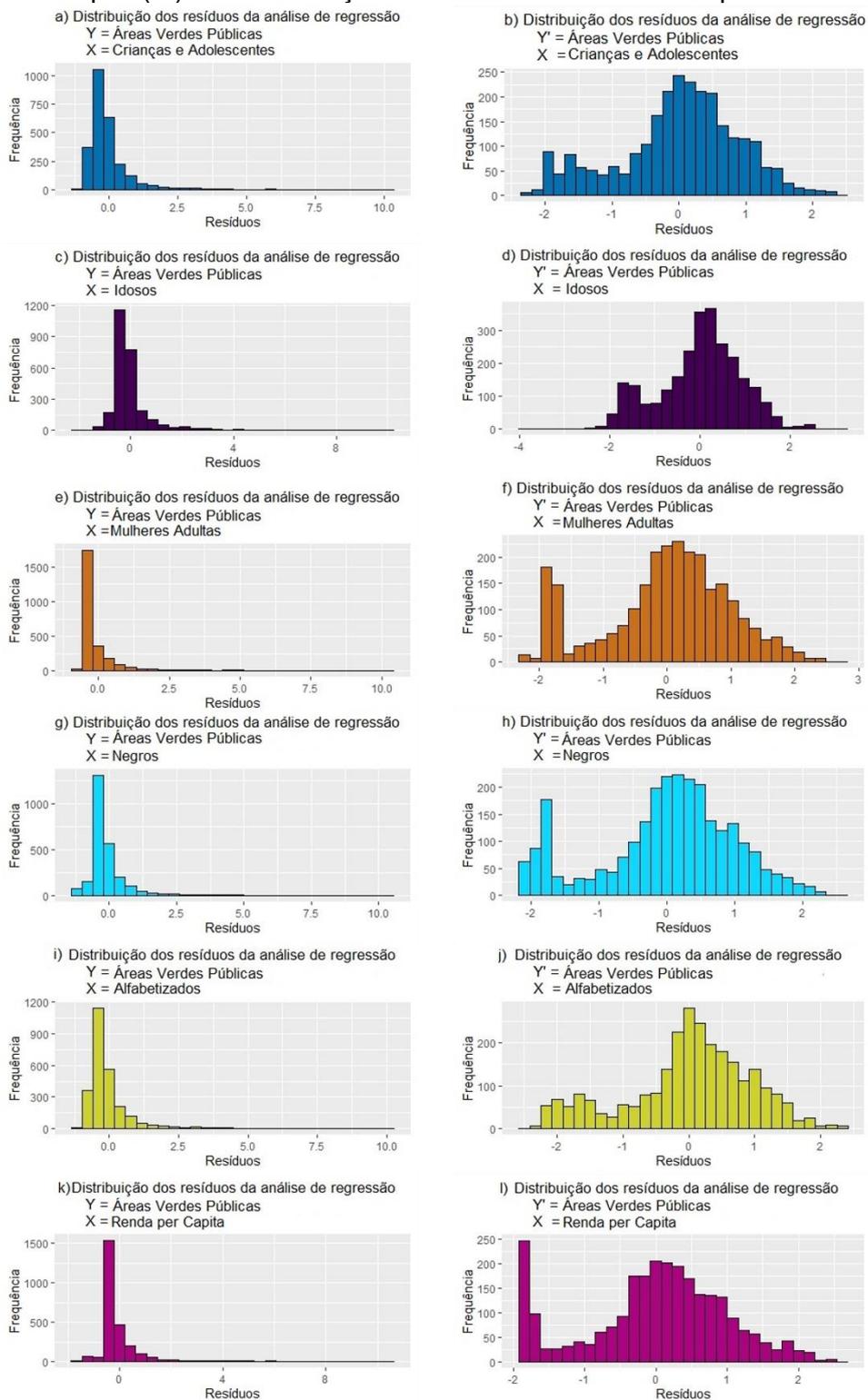
Figura D.5 – Resíduos da regressão simples entre a oportunidade de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva e a proporção de cada grupo populacional antes (Y) e após (Y') a transformação BoxCox sobre a variável dependente.



As variáveis independentes e dependentes foram padronizadas.

Fonte: Produção do autor.

Figura D.6 – Resíduos da regressão simples entre a oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas e a proporção de cada grupo populacional antes (Y) e após (Y') a transformação BoxCox sobre a variável dependente.



As variáveis independentes e dependentes foram padronizadas.

Fonte: Produção do autor.

Tabela D.2 – Indicador Local de Associação Espacial (LISA) para cada variável dependente e independente e para os resíduos da regressão geograficamente ponderada (GWR) para cada par de variáveis.

Área urbanizada de Goiânia (N = 2.628)		Correlação significativa ($p < 0,05$) ¹				I	Zi-score	
		Alto- Alto	Baixo- Baixo	Baixo- Alto	Alto- Baixo			
Variáveis dependentes	CA	418	575	181	212	0,17	42 ***	
	CH	784	771	189	150	0,42	105 ***	
	AVP	956	758	100	87	0,56	142 ***	
Variáveis independentes	CrA	970	874	113	94	0,69	177 ***	
	Ido.	758	1.195	72	101	0,69	176 ***	
	MA.	549	458	183	105	0,32	78 ***	
	Neg	1.020	743	80	152	0,60	148 ***	
	Alf.	1.004	875	140	117	0,58	144 ***	
	Ren.	426	1.333	146	35	0,69	177 ***	
Resíduos GWR	CA	CrA	5	7	13	9	-0,03	-6,32 ***
		Ido.	4	4	11	10	-0,03	-6,30 ***
		MA.	3	4	9	11	-0,03	-6,66 ***
		Neg	5	4	10	13	-0,03	-6,45 ***
		Alf.	3	5	11	10	-0,03	-6,74 ***
		Ren.	5	5	13	13	-0,03	-6,26 ***
	CH	CrA	3	14	14	32	-0,02	-5,47 ***
		Ido.	4	6	16	28	-0,02	-5,47 ***
		MA.	3	7	14	35	-0,02	-5,61 ***
		Neg	6	15	15	33	-0,02	-5,05 ***
		Alf.	4	10	21	36	-0,02	-5,58 ***
		Ren.	4	12	20	33	-0,02	-5,12 ***
	AVP	CrA	214	91	98	72	0,02	5,79 ***
		Ido.	182	103	91	79	0,02	5,74 ***
		MA.	212	124	100	69	0,03	6,91 ***
		Neg	209	122	113	84	0,03	7,22 ***
		Alf.	190	82	89	74	0,02	4,45 ***
		Ren.	219	90	108	68	0,03	6,76 ***

*: $p < 0,1$; **: $p < 0,05$; ***: $p < 0,01$

¹ Os valores indicam o número de hexágonos do mapa com cada tipo de correlação, significativa ($p < 0,05$) com sua vizinhança. I: Indicador global de Moran. CA: Oportunidade de acesso à Cobertura Arbórea; CH: Oportunidade de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva; AVP: Oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas. CrA: % Crianças e Adolescentes; Ido.: % Idosos; MA: % Mulheres Adultas; Neg.: % Negros; Alf.: % Alfabetizado; e Ren.: Renda (R\$) per Capita.

Fonte: Produção do autor.

Tabela D.3 – Estatísticas obtidas pela análise de regressão geograficamente ponderada (GWR) para cada par de variáveis dependente e independente nas unidades de análises selecionadas para o estudo (N = 2.628).

Variáveis independentes		Variáveis dependentes			
		CA	CH	AVP	
% Crianças e Adolescentes	Graus de liberdade	2.358,55	2.358,55	2.358,55	
	AICc	6.621,58	5.451,29	2.458,86	
	AIC	6.559,27	5.388,98	2.396,55	
	SQE	1.519,60	973,49	311,75	
	Log-likelihood	-3.009,19	-2.424,05	-927,83	
	R ²	0,42	0,63	0,88	
	R ² ajustado	0,36	0,59	0,87	
	b0 (intercepto)	Média	0,08	-0,01	-0,06
		Desv. Pad.	0,65	0,62	0,77
		Mínimo	-2,43	-2,38	-2,56
		Mediana	0,06	-0,02	0,03
		Máximo	3,29	2,24	1,89
	b1 (coeficiente angular)	Média	0,19	0,36	-0,19
		Desv. Pad.	0,60	0,45	0,57
		Mínimo	-2,15	-1,96	-2,04
Mediana		0,22	0,35	-0,19	
Máximo		2,19	2,39	3,67	
% Idosos	Graus de liberdade	2.361,87	2.361,87	2.361,87	
	AICc	6.614,48	5.378,23	2.459,64	
	AIC	6.553,78	5.317,53	2.398,94	
	SQE	1.520,26	949,77	312,83	
	Log-likelihood	-3.009,76	-2.391,64	-932,34	
	R ²	0,42	0,64	0,88	
	R ² ajustado	0,36	0,60	0,87	
	b0 (intercepto)	Média	0,08	-0,10	0,04
		Desv. Pad.	0,65	0,65	0,81
		Mínimo	-3,07	-2,32	-2,48
		Mediana	0,02	-0,12	0,11
		Máximo	3,31	1,84	1,96
	b1 (coeficiente angular)	Média	-0,10	-0,42	0,20
		Desv. Pad.	0,69	0,52	0,61
		Mínimo	-2,24	-2,49	-3,83
Mediana		-0,13	-0,39	0,15	
Máximo		3,22	1,66	2,35	

(Continua)

Tabela D.3 – Continuação.

Variáveis independentes		Variáveis dependentes			
		CA	CH	AVP	
% Mulheres Adultas	Graus de liberdade	2.340,55	2.340,55	2.340,55	
	AICc	6.688,84	5.548,56	2.667,04	
	AIC	6.617,43	5.477,15	2.595,64	
	SQE	1.532,46	993,00	331,71	
	Log-likelihood	-3.020,27	-2.450,13	-1.009,37	
	R ²	0,42	0,62	0,87	
	R ² ajustado	0,35	0,58	0,86	
	b0 (intercepto)	Média	-0,02	-0,05	0,05
		Desv. Pad.	0,49	0,66	0,77
		Mínimo	-1,75	-1,90	-1,88
		Mediana	-0,06	0,01	0,11
		Máximo	1,77	1,34	1,97
	b1 (coeficiente angular)	Média	0,08	0,10	-0,04
		Desv. Pad.	0,36	0,32	0,40
		Mínimo	-1,40	-1,68	-3,32
	Mediana	0,05	0,09	-0,04	
	Máximo	1,95	1,46	2,67	
% Negros	Graus de liberdade	2.360,11	2.360,11	2.360,11	
	AICc	6.676,34	5.527,76	2.401,20	
	AIC	6.614,79	5.466,21	2.339,65	
	SQE	1.553,88	1.003,70	305,44	
	Log-likelihood	-3.038,50	-2.464,21	-900,93	
	R ²	0,41	0,62	0,88	
	R ² ajustado	0,34	0,58	0,87	
	b0 (intercepto)	Média	-0,07	-0,05	0,02
		Desv. Pad.	0,56	0,68	0,79
		Mínimo	-2,63	-2,12	-2,58
		Mediana	-0,05	-0,04	0,10
		Máximo	1,61	2,59	3,87
	b1 (coeficiente angular)	Média	0,13	0,12	-0,03
		Desv. Pad.	0,52	0,44	0,58
		Mínimo	-1,93	-1,98	-3,40
	Mediana	0,07	0,12	-0,02	
	Máximo	2,65	2,00	2,53	

(Continua)

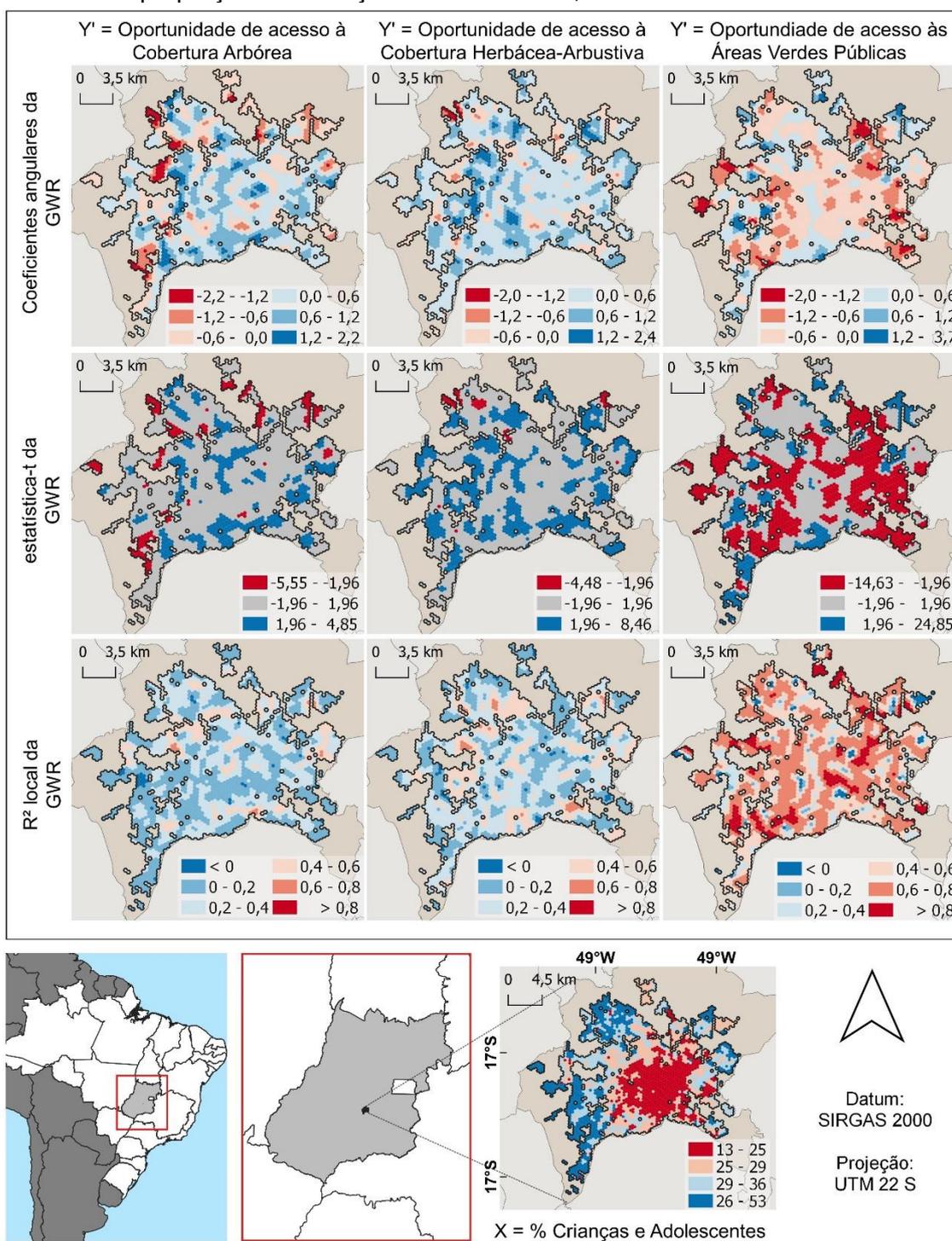
Tabela D.3 – Conclusão.

Variáveis independentes		Variáveis dependentes			
		CA	CH	AVP	
% Alfabetizados	Graus de liberdade	2.357,17	2.357,17	2.357,17	
	AICc	6.601,67	5.479,81	2.647,93	
	AIC	6.538,69	5.416,83	2.584,95	
	SQE	1.506,16	982,82	334,57	
	Log-likelihood	-2.997,52	-2.436,59	-1.020,65	
	R ²	0,43	0,63	0,87	
	R ² ajustado	0,36	0,58	0,86	
	b0 (intercepto)	Média	-0,01	0,01	-0,03
		Desv. Pad.	0,60	0,63	0,74
		Mínimo	-2,91	-3,06	-2,07
		Mediana	-0,05	0,05	0,03
		Máximo	2,90	1,66	4,05
	b1 (coeficiente angular)	Média	-0,15	-0,20	0,12
		Desv. Pad.	0,52	0,44	0,51
	Mínimo	-3,09	-1,90	-2,45	
	Mediana	-0,12	-0,19	0,08	
	Máximo	1,95	1,64	3,70	
Renda (R\$) per Capita	Graus de liberdade	2.370,14	2.370,14	2.370,14	
	AICc	6.647,45	5.544,44	2.345,95	
	AIC	6.590,64	5.487,63	2.289,14	
	SQE	1.551,47	1.019,68	301,92	
	Log-likelihood	-3.036,46	-2.484,96	-885,71	
	R ²	0,41	0,61	0,89	
	R ² ajustado	0,35	0,57	0,87	
	b0 (intercepto)	Média	-0,28	-0,02	0,06
		Desv. Pad.	1,29	1,16	1,33
		Mínimo	-7,56	-6,58	-5,69
		Mediana	-0,12	-0,05	0,22
		Máximo	4,74	5,93	7,06
	b1 (coeficiente angular)	Média	-0,44	-0,01	0,05
		Desv. Pad.	2,15	1,85	2,12
	Mínimo	-12,81	-12,84	-8,69	
	Mediana	-0,03	-0,03	-0,03	
	Máximo	9,45	9,44	12,02	

As variáveis dependentes e independentes foram padronizadas para gerar o modelo de regressão. CA: Oportunidade de acesso à Cobertura Arbórea; CH: Oportunidade de acesso à Cobertura Herbácea-Arbustiva; AVP: Oportunidade de acesso às Áreas Verdes Públicas; AICc: Critério de informação de Akaike corrigido; AIC: Critério de informação de Akaike; SQE: Soma dos quadrados dos resíduos.

Fonte: Produção do autor.

Figura D.7 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de Crianças e Adolescentes, na cidade de Goiânia.

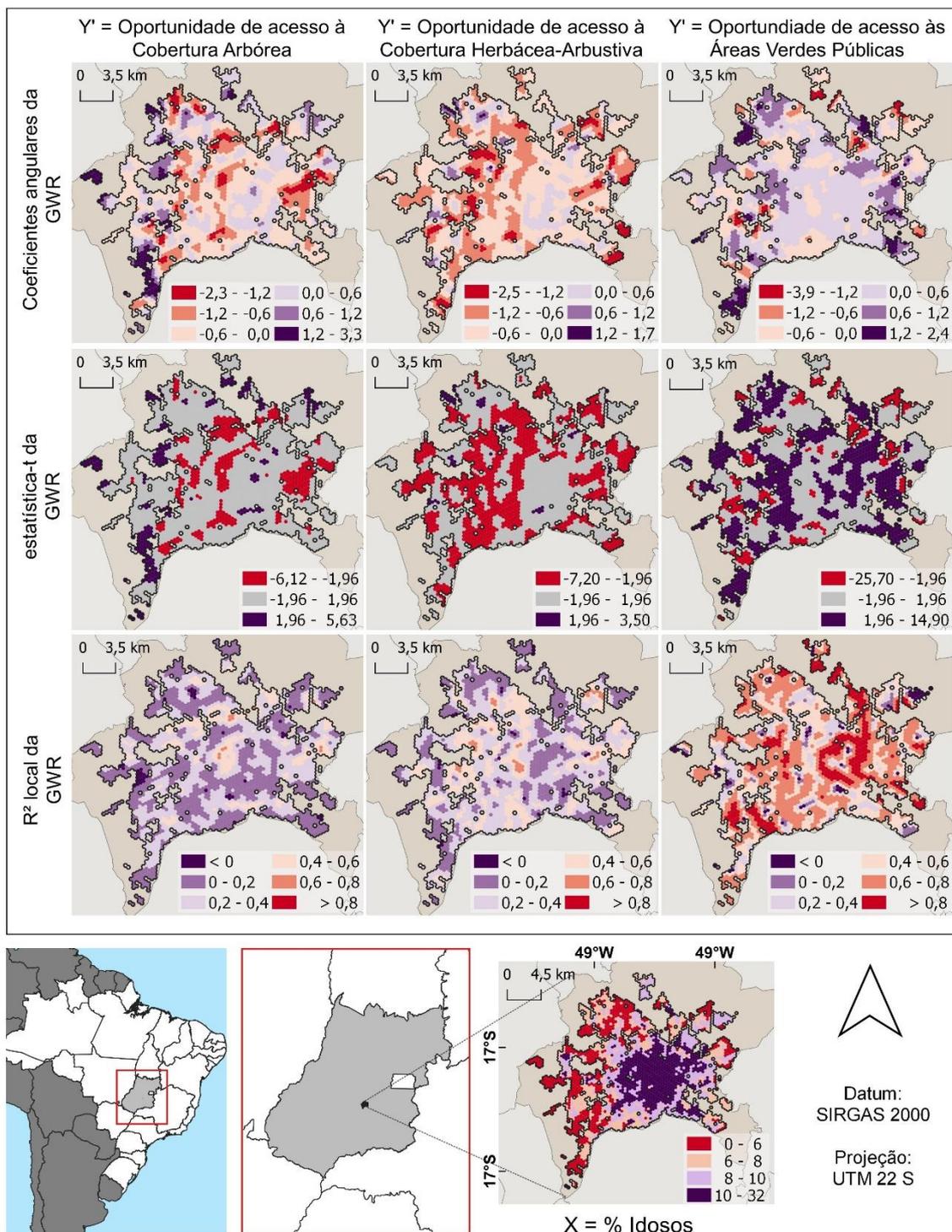


As variáveis dependentes e independentes foram padronizadas para gerar o modelo de regressão.

Fonte: Produção do autor.

Figura D.8 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de Idosos, na cidade de Goiânia.

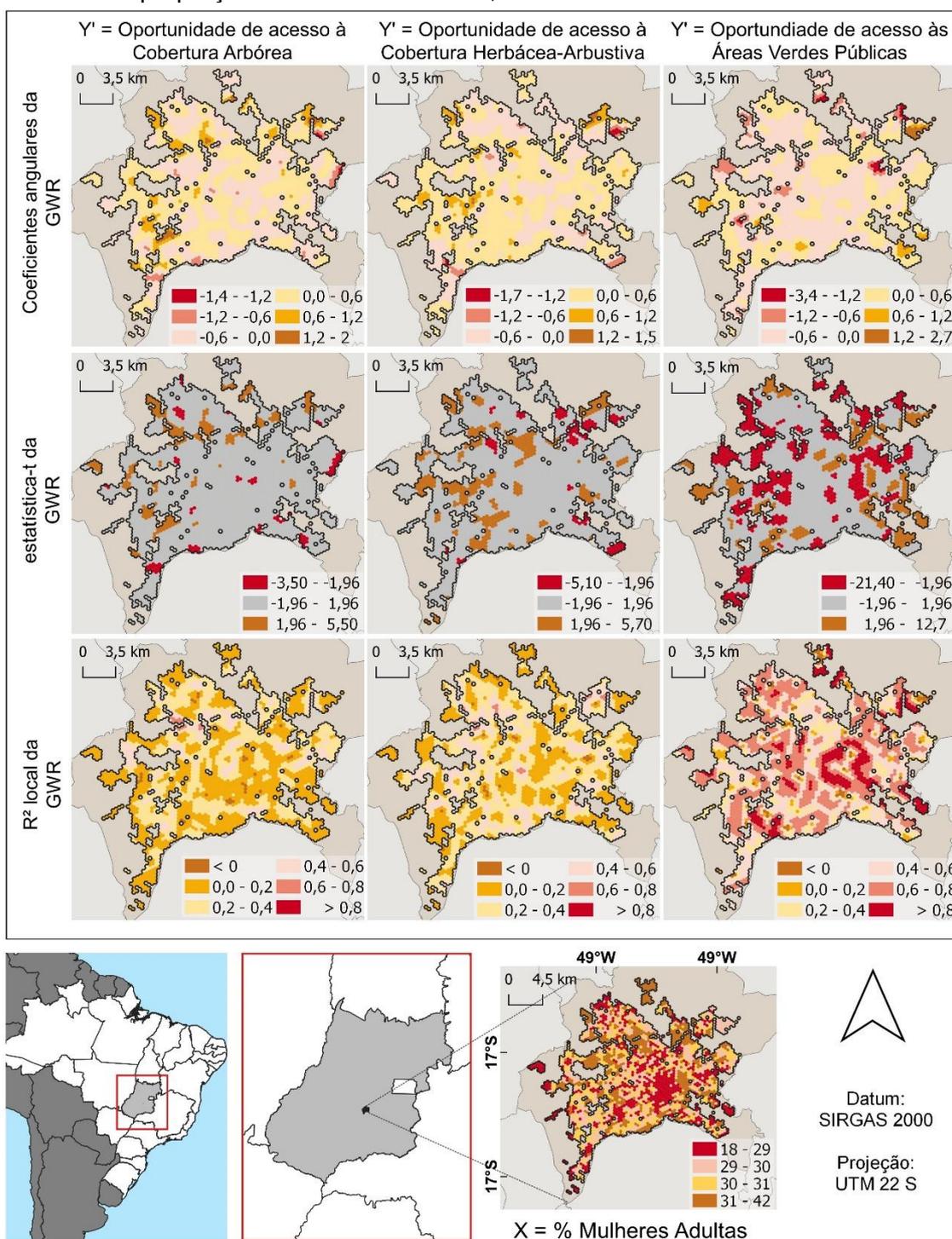
3



As variáveis dependentes e independentes foram padronizadas para gerar o modelo de regressão.

Fonte: Produção do autor.

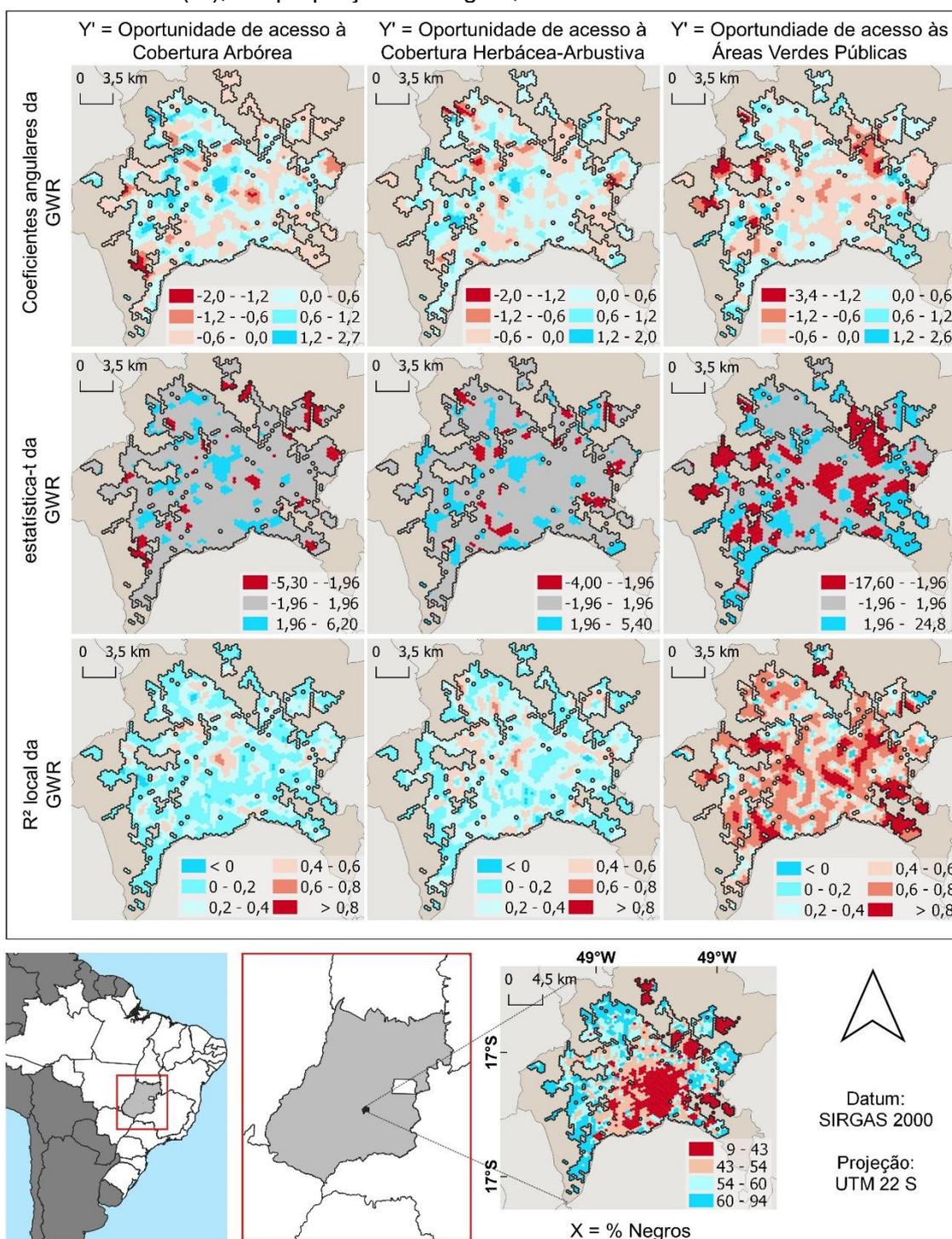
Figura D.9 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de Mulheres Adultas, na cidade de Goiânia.



As variáveis dependentes e independentes foram padronizadas para gerar o modelo de regressão.

Fonte: Produção do autor.

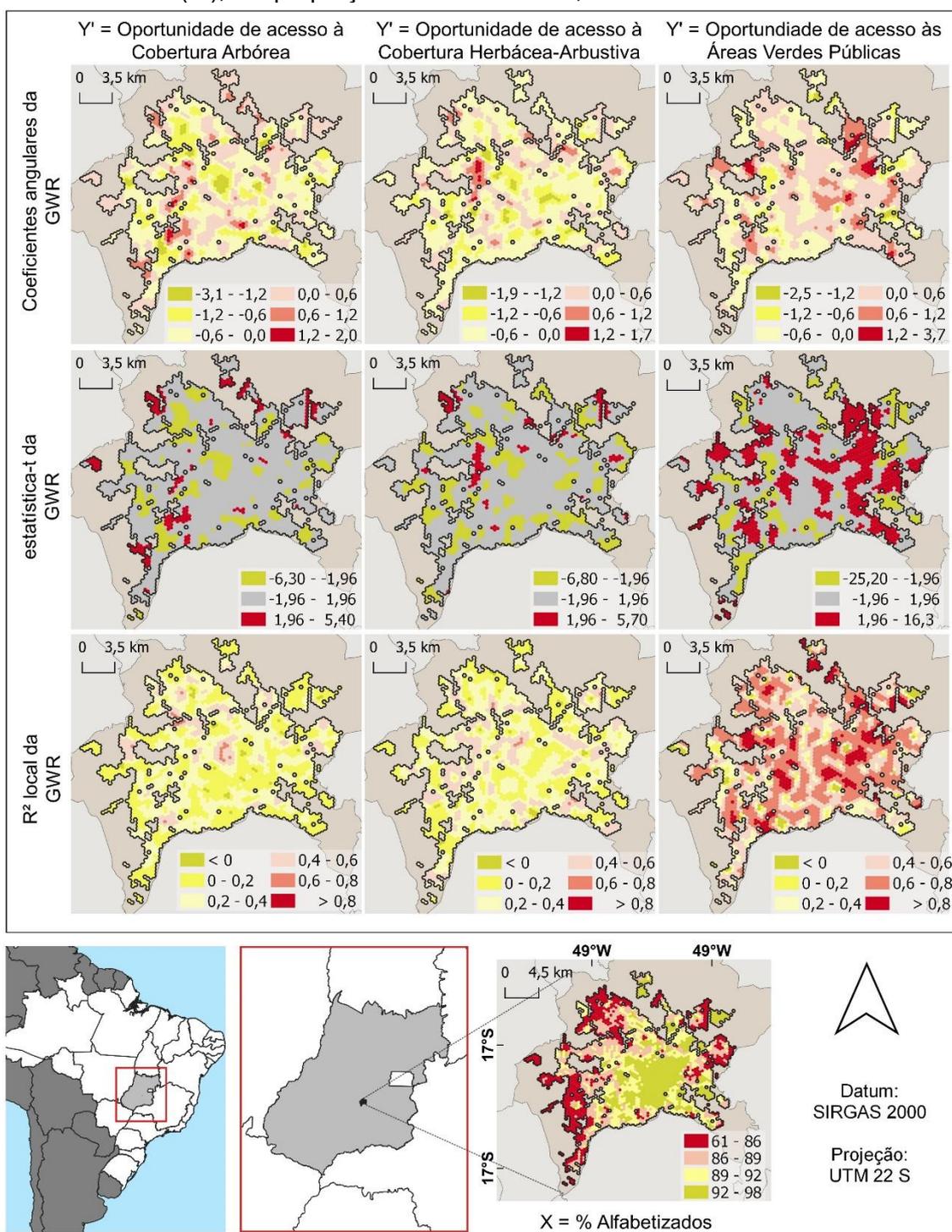
Figura D.10 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de Negros, na cidade de Goiânia.



As variáveis dependentes e independentes foram padronizadas para gerar o modelo de regressão.

Fonte: Produção do autor.

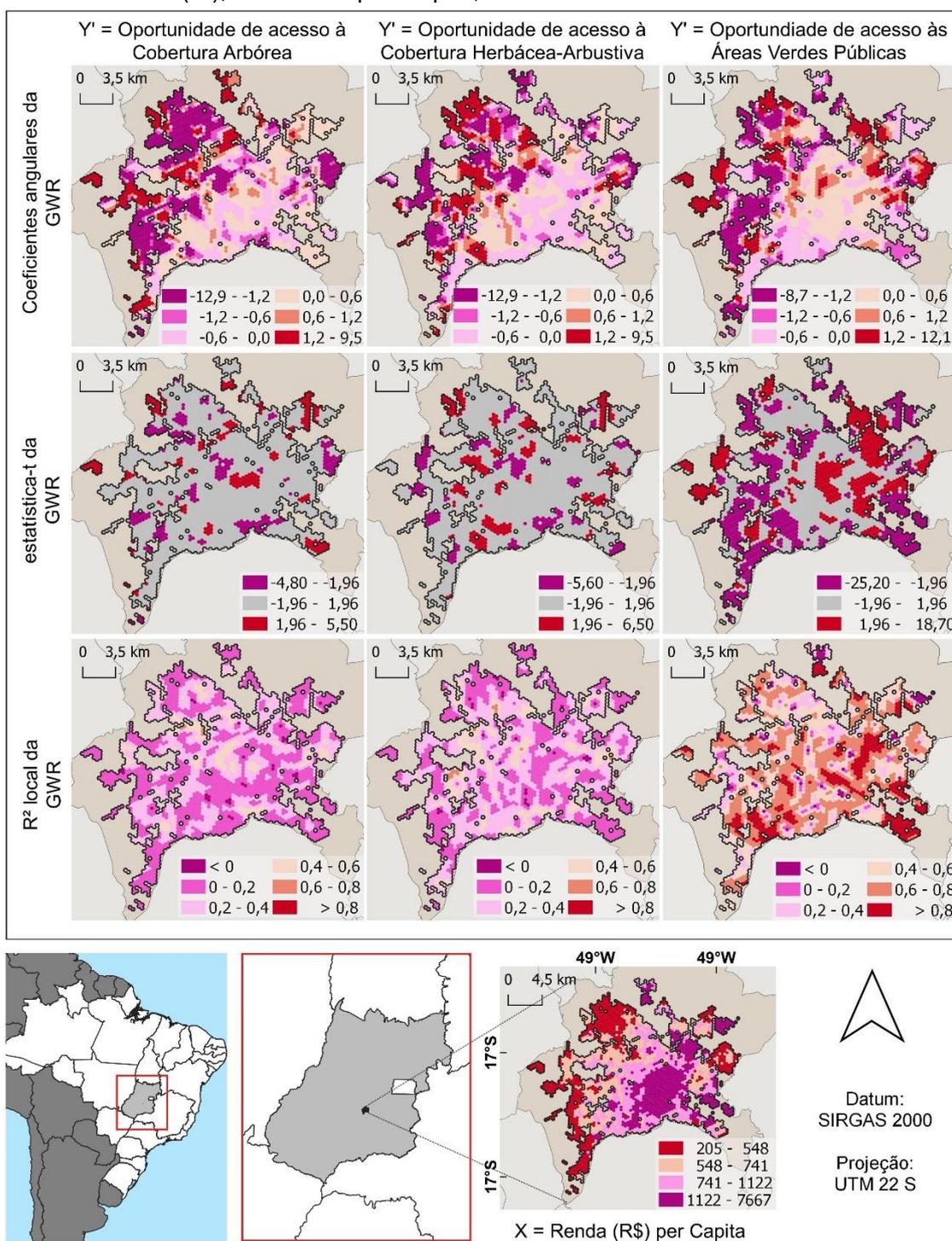
Figura D.11 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a proporção de alfabetizados, na cidade de Goiânia.



As variáveis dependentes e independentes foram padronizadas para gerar o modelo de regressão.

Fonte: Produção do autor.

Figura D.12 – Parâmetros estimados pela regressão geograficamente ponderada (GWR) entre cada variável dependente, após a transformação Box-Cox (Y'), e a Renda per Capita, na cidade de Goiânia.



As variáveis dependentes e independentes foram padronizadas para gerar o modelo de regressão.

Fonte: Produção do autor.

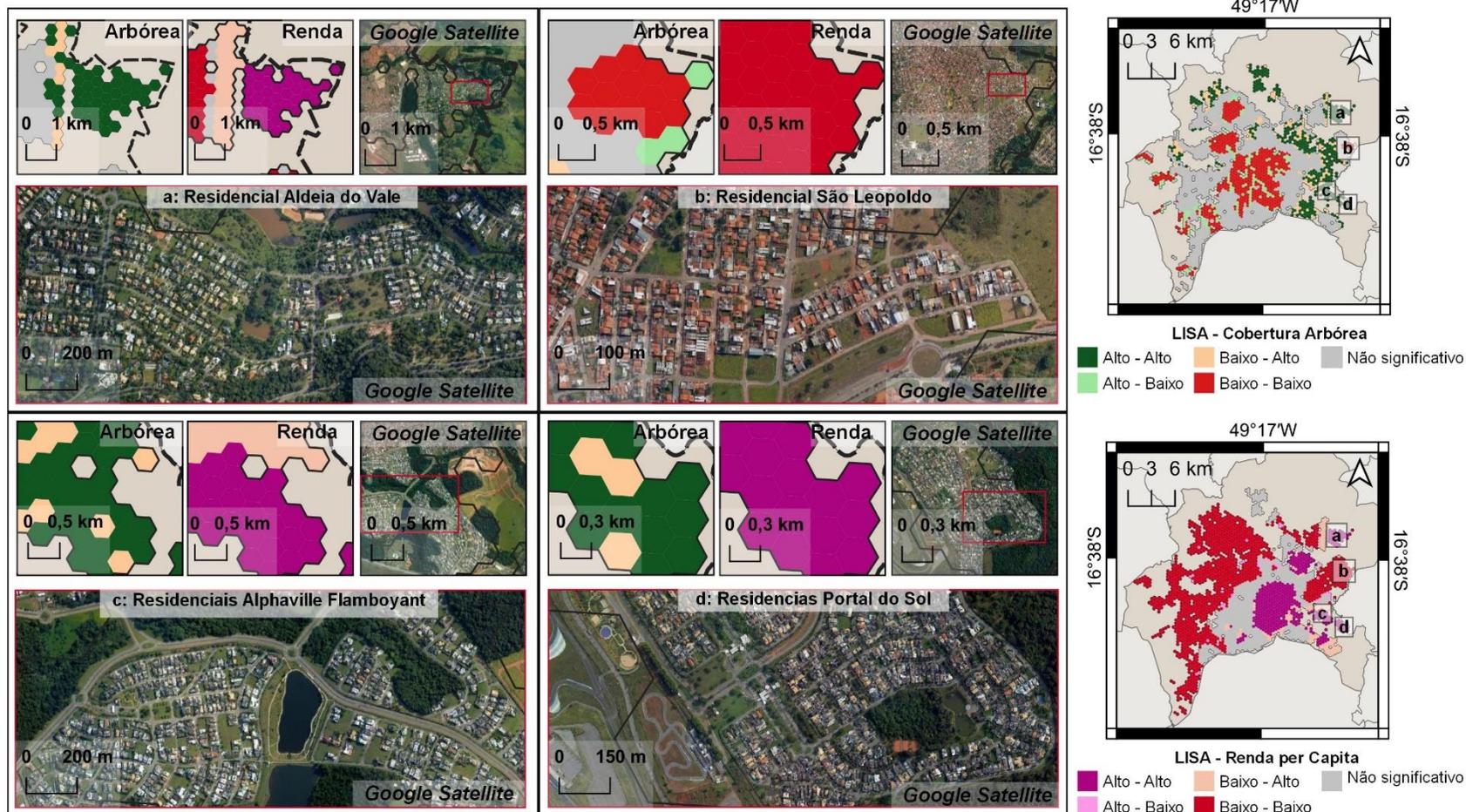
Figura D.13 – Exemplos de bairros de menores e maiores oportunidades de acesso de Crianças e Adolescentes às Áreas Verdes Públicas.



a: Área com proporção de Crianças e Adolescentes acima da média, mas não foi identificada Área Verde Pública próxima ao bairro, apenas lotes com vegetação sem manutenção e infraestrutura, exceto um campo de futebol improvisado; b: Há um parque e inúmeras praças na região, mas proporção de Crianças e Adolescentes abaixo da média; c: Foram identificadas duas praças na vizinhança e uma proporção de Crianças e Adolescentes acima da média; d: Um bairro nobre com parques e algumas praças para uma proporção de Crianças e Adolescentes abaixo da média.

Fonte: Produção do autor.

Figura D.14 – Exemplos de condomínios horizontais (a, c e d) com proporção de Cobertura Arbórea e Renda per Capita acima da média e um bairro (b) com Cobertura Arbórea e Renda per Capita abaixo da média observada na cidade.



Fonte: Produção do autor.