



ISSN: 1980-900X (online)

# DETERMINAÇÃO DE ÁREAS IMPERMEÁVEIS POR MEIO DE FERRAMENTAS DE GEOPROCESSAMENTO

DETERMINATION OF WATERPROOF AREAS USING GEOPROCESSING TOOLS

#### Pedro Augusto Gonzaga MOREIRA<sup>1</sup>, Nilson Clementino FERREIRA<sup>2</sup>, Thiago Augusto MENDES<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universidade Federal de Goiás. Avenida Universitária, 280 – Setor Universitário. Goiânia – GO.

E-mail: pedrogonzaga94@gmail.com

<sup>2</sup>Universidade Federal de Goiás. Avenida Esperança, s/n - Chácaras de Recreio Samambaia, Goiânia – GO.

E-mail: nclferreira@gmail.com

<sup>3</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás. Avenida Universitária Vereador Vagner da Silva Ferreira, Quadra 1, Lote 1-A S/N - Parque Itatiaia, Aparecida de Goiânia – GO. E-mail: thiago.mendes@ifg.edu.br

> Introdução Áreas de estudos Metodologia Resultados e discussão Conclusão Referências

**RESUMO -** O processo de urbanização acelerado das cidades associado a falta de planejamento por parte do poder público pode gera impactos ambientais, sociais e econômicos significativos. Devido ao processo de urbanização, a impermeabilização do solo surge como um dos principais fatores associados a esses impactos, se tornando inclusive um indicador não só do grau de urbanização, mas também de qualidade ambiental. Diante disso, torna-se justificável determinar o percentual de áreas impermeabilizadas do perímetro urbano da cidade de Goiânia, estado de Goiás, Brasil, assim como, determinar a qualidade da drenagem nos setores censitários, gerando um produto que subsidiar a tomada de decisão por parte dos gestores públicos. Para determinação das áreas impermeáveis, utilizou-se a técnica de classificação orientada a objeto implementada no *software* gratuito InterImage. O mapa de qualidade de drenagem foi gerado por meio do cruzamento das áreas impermeabilizadas, o mapa de índice de umidade (*TWI*) e os dados de acesso a equipamentos de microdrenagem. O resultado final da classificação resultou em um índice *Kappa* 85%, considerado excelente. Em relação ao mapa de qualidade de drenagem urbana gerado, identificou-se que aproximadamente 70% da área de estudo encontra-se como muito desfavorável, fato esse diretamente relacionado ao alto grau de impermeabilização atual da área de estudo. **Palavras-chave:** Drenagem Urbana. InterImage. Geoprocessamento.

**ABSTRACT** - The accelerated urbanization process associated with the government's lack of planning generates environmental, social and economic impacts. Inherent in the urbanization process, impervious surface coverage appears as one of the main factors that generate these impacts, even becoming an indicator not only of the degree of urbanization, but also of environmental quality. Therefore, it is justifiable to determine the percentage of impermeable areas in the urban perimeter of the city of Goiânia, state of Goiás, Brazil, as well as to determine the quality of drainage in the census sectors, generating a product that supports decision-making by of public managers. For that, we used the object-oriented classification technique implemented in the free InterImage software. The drainage quality map was generated by crossing the impermeable areas, Topographic Wetness Index (TWI) map and access to micro-drainage equipment. The result of the final classification was Kappa index 85%, considered excellent. The urban drainage quality map generated identified that approximately 70% of the study area is found to be very unfavorable and unfavorable, a fact directly related to the current high degree of waterproofing of the study area.

Keywords: Urban Drainage. InterImage. Geoprocessing.

## **INTRODUÇÃO**

O crescimento acelerado das cidades em conjunto com o baixo nível de planejamento por parte do poder público é uma das principais causas de problemas ambientais urbanos com reflexos na parte econômica e social mostrando a importância de se equilibrar desenvolvimento e o uso dos recursos naturais. No entanto, esse desenvolvimento está diretamente relacionado às mudanças no meio físico que envolvem principalmente, a diminuição de áreas permeáveis por meio da impermeabilização do solo, diminuição da cobertura vegetal e aumento da velocidade de escoamento das águas superficiais (Foley et al., 2005; Tucci, 2008).

Superfícies impermeabilizadas são definidas como qualquer área coberta por material de origem natural ou antropogênica que impossibilite ou diminua a infiltração da água no solo, como: pavimentação do sistema viário, calçadas, estacionamentos e até mesmos alguns tipos de solos e rochas (Slonecker et al., 2001). Diante disso, o índice de impermeabilização do solo surge não só como um importante indicador do grau de urbanização, mas também, como um indicador de qualidade ambiental (Weng, 2012).

Tucci (2005) relata que, com a impermeabi-

lização do solo, a água que infiltrava, passará a escoar através das superfícies impermeáveis, condutos e canais, exigindo maior capacidade de escoamento das estruturas hidráulicas. Com isso, essa prática se tornou uma das principais causas das inundações e deslizamentos em áreas urbanas, pois, diminui as áreas verdes, reduz a capacidade de infiltração de água no solo e aumenta a capacidade de escoamento, devido a adoção de condutos e superfícies que facilitam a rápida movimentação da água (Tucci, 2008).

Nesse contexto, o mapeamento de superfícies impermeáveis torna-se relevante do ponto de vista socioeconômico e ambiental, sendo necessário portanto, a avaliação adequada dos procedimentos metodológicos cabíveis à concretização desta análise (Martins et al., 2018).

Weng (2012) aponta que inicialmente as técnicas para caracterizar e quantificar superfícies impermeáveis envolviam processos manuais de medições de solo ou dados detectados remotamente. Contudo, com a rápida urbanização, o processo manual de levantamento e análise da cobertura do solo pode ser trabalhoso, demorado, cansativo, ineficiente e ineficaz (Hendryli et al., 2019). Com isso, o sensoriamento remoto se tornou a principal tecnologia para identificar superfícies impermeáveis em áreas urbanas devido ao seu baixo custo, ampla cobertura e ciclos de revisão frequentes (Friedl et al., 2002; Song et al., 2016; Li et al., 2018).

Lu et al. (2011) explicam que estudos envolvendo sensoriamento remoto e mapeamento de superfícies impermeabilizadas são objetos de pesquisa desde a década de 70, destacando ainda a importância da evolução no que diz respeito à qualidade das imagens de satélite, principalmente no tocante à resolução espacial.

Concluem que, a princípio, existiam apenas imagens com baixa resolução (maior que 30 m) o que dificultava a obtenção de um trabalho consistente e satisfatório do ponto de vista técnico, pois, a baixa qualidade das imagens associado a uma grande variação de usos do solo, observada nos grandes centros urbanos, fazia com ocorressem problemas como misturas de *pixel*.

No entanto, com o desenvolvimento tecnológico surgiram as imagens de satélite de média (2 a 30 m) e alta resolução (menor que 2 m) o que possibilitou estudos mais detalhados em relação a impermeabilização do solo em meio urbano. Martins et al. (2018) citam a revisão sistemática realizada por Weng (2012) e Lu et al. (2013) em que detalham os diversos métodos empregados no mapeamento das superfícies impermeáveis em áreas urbanas, como: o uso de análise de regressão (Elvidge et al., 2004; Bauer et al., 2007); redes neurais artificiais (Canters et al., 2006); modelos de árvore de regressão CART (*Classification and regression trees*) (Yang et al., 2003; Canters et al., 2006; Van De Voorde et al., 2011) e MLME (Modelo Linear de Mistura Espectral) (Van De Voorde et al., 2009; Zhang et al., 2009; Wu, 2009; Yang et al., 2010).

Destaca-se ainda a aplicação da técnica denominada classificação orientada a objetos GEOBIA (Geographic Object-Based Image Analysis) que consiste basicamente na segmentação dos objetos da imagem, delimitando limites com regiões homogêneas, em vez de analisar os pixels independentemente de sua localização (Desclée et al., 2006). Lichtblau & Oswald (2019) apontam ainda que diferentemente das abordagens tradicionais de classificação baseadas em *pixel*, que se concentram apenas nas características espectrais dos materiais de superfície, a GEOBIA divide e classifica uma imagem de acordo com as características de forma, cor e textura dos agrupamentos de pixels, gerando uma classificação mais próxima da realidade.

Dentre as ferramentas disponíveis para se aplicar as técnicas de GEOBIA destacam-se *softwares* proprietários, como: Definiens Developer (Definiens, 2007), Ecognition e Geomatica, no entanto, o alto custo na obtenção de suas licenças associado ao fato de serem sistemas de código fechado limitam o acesso e os algoritmos que os compõem.

Diante das limitações impostas pelos softwares pagos, os chamados sistemas de códigos abertos ou livres vêm ganhando espaço no meio acadêmico. Em relação a GEOBIA, pode-se destacar o sistema computacional de interpretação de imagens InterIMAGE (InterIMAGE, 2009). Rodrigues & Kux (2015) explicam que o InterIMAGE é um software livre que permite trabalhar com a análise geográfica de imagem orientada a objeto, sendo desenvolvido em cooperação entre o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), o Laboratório de Visão Computacional do Departamento de Engenharia Elétrica da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (LVC-DEE/PUCRJ) e a Universidade Leibniz de Hannover (Alemanha).

Dessa forma, o presente trabalho tem como objetivo determinar o percentual de áreas impermeabilizadas do perímetro urbano da cidade de Goiânia, estado de Goiás, Brasil, utilizando técnicas de geoprocessamento do tipo GEOBIA e imagem de alta resolução espacial, bem como, gerar um mapa de qualidade de drenagem urbana buscando assim auxiliar a tomada de decisão na gestão da drenagem urbana do município.

#### **ÁREA DE ESTUDO**

A área de estudo utilizada para aplicação das técnicas de geoprocessamento GEOBIA para determinação das áreas impermeáveis se refere ao perímetro urbano do município de Goiânia. A cidade de Goiânia, capital do estado de Goiás, Brasil, localiza-se na mesorregião denominada Centro Goiano, atualmente considerada uma metrópole de 1,2 milhão de habitantes e que consequentemente, enfrenta problemas relacionados a ocupações indevidas e ao crescimento desordenado (IBGE, 2007). Limitando-se ao norte com os municípios de Goianira, Nerópolis e Goianápolis, ao sul com o município de Aparecida de Goiânia, a Leste com os municípios de Senador Canedo e Bela Vista de Goiás e a oeste com o município de Trindade (Figura 1). Corrêa (1981) resume o crescimento de Goiânia em cinco momentos: 1°) de 1933 a 1935, com a implantação do primeiro Plano Diretor; 2°) em 1938, crescimento da malha urbana em sentido sul (ampliação do setor sul); 3°) de 1940 a 1950, crescimento da cidade no sentido leste-oeste em direção ao núcleo urbano existente antes de 1935 – setor de Campinas; 4°) de 1950 a 1960, expansão a oeste estendendo-se para o sul e por fim; 5°) após 1960, expansão mais desordenada, com a formação de vários núcleos habitacionais separados por enormes vazios demográficos.





Nascimento & Oliveira (2015) mapearam o processo de crescimento urbano de Goiânia no período entre 1986 e 2010 (Figura 2) e destacam que no período entre 1996 e 2006 é observado um processo de preenchimento dos chamados vazios intraurbanos, apontados inicialmente por Corrêa (1981) a partir da década de 1960 devido ao crescimento desorganizado. Esse processo de preenchimento dos vazios intraurbanos consolida-se no período entre 2006 e 2010.

Como resultado desse processo de urbani-

zação acelerado e sem planejamento definitivo, Goiânia passou a apresentar diversos problemas ambientais como os relatados em Nascimento (1994) e Santos & Carvalho (1997), que analisaram diferentes processos erosivos; redução de cerca de 50% da cobertura vegetal no período entre 1980 e 2010, (Streglio et al., 2012); perda de qualidade de água; intensificação de fenômenos como inundações e alagamentos (Santos & Romão, 2010; Rego, 2015; Luiz & Romão, 2019; Mendes et al., 2019).

São Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 4, p. 1081 - 1099, 2021



**Figura 2** – Localização e discretização da área de estudo para implementação da ferramenta GEOBIA. Fonte: Nascimento & Oliveira (2015).

#### **METODOLOGIA**

A base cartográfica utilizada para mapeamento de superfícies impermeáveis consiste de uma ortoimagem aérea de alta resolução espacial, nuvem de pontos obtidos por sensores aerotransportados de varredura por laser, modelo digital de terreno e dados vetoriais (bairros, quadras, lotes) de Goiânia.

A ortoimagem de 2016, o MDT (Modelo Digital de Terreno), a nuvem de pontos, e os dados vetoriais do perímetro urbano de Goiânia foram adquiridos junto a Prefeitura Municipal de Goiânia através do departamento de geoprocessamento. A imagem tem uma resolução espacial de 0,1 m e três bandas multiespectrais (azul, verde, vermelho). A ortoimagem foi elaborada a partir de levantamento aerofotogramétrico. As fotografias aéreas digitais, oriundas desse levantamento, foram tomadas com a utilização da câmera aerofotogramétrica ultracam, devida-mente calibrada, que possibilitou o registro de fotografias aéreas digitais com resolução espacial de 10 cm.

Destaca-se que o MDT possui resolução espacial de 0,1 metro, por sua vez, a nuvem de pontos possui um espaçamento de 1 metro entre os mesmos. Diante disso, tanto a imagem quanto o MDT foram convertidos para 1 metro de resolução espacial. Level Image Analysis), tendo em vista que a imagem obtida não possui a banda infravermelho próximo para que fosse possível calcular o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), que é o mais utilizado nesse tipo de estudo. O índice GLI foi proposto por Louhaichi et al. (2001) que identificaram a necessidade de classificar a vegetação utilizando apenas as bandas RGB. Segundo Louhaichi et al. (2001), o GLI mostrouse eficiente no acompanhamento de ambientes através de imagens de alta resolução, sejam elas oriundas de drones, aerofotografias georreferenciadas ou satélites comerciais, podendo ser aplicada sua metodologia para outros interesses, como outras culturas ou vegetação em pastagens, sendo determinado por:

$$GLI = \frac{(G - R) + (G - B)}{(G + R + G + B)}$$
(1)

onde: G, R e B são as bandas verde, vermelho e azul, respectivamente.

Destaca-se o trabalho de Silva et al., 2019 em que apresentaram diferentes índices, como: índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), de vegetação ajustado ao solo (SAVI), de água por diferença normalizada (NDWI), de área construída por diferença normalizada (NDBI) entre outros, calculados a partir das

Nesse artigo utilizou-se o índice GLI (Ground

bandas do visível de imagens de alta resolução, sejam elas oriundas de drones, aerofotografias georreferenciadas ou satélites comerciais.

O MDS (Modelo Digital de Superfície) foi obtido através da interpolação do conjunto de dados de nuvem de pontos obtidos por sensores aerotransportados de varredura por laser. Dessa forma, o raster de elevação foi gerado a partir da subtração do MDS pelo MDT. Lichtblau & Oswald (2019) relatam que estudos anteriores (O'Neil-Dunne et al., 2014) descobriram que o *raster* de elevação é um parâmetro-chave de modelagem que permite distinguir características impermeáveis com características parcialmente permeáveis e altamente variáveis (por exemplo, solos). Nesse artigo foi necessário fazer correções de forma manual no dado de elevação gerado, tendo em vista que a nuvem de pontos era referente ao ano de 2011. Contudo, este esforço justifica-se, pois, esse dado foi utilizado principalmente para distinguir solos expostos dos telhados de cerâmica, uma vez que ambos possuem comportamentos espectrais semelhantes e representam uma das maiores dificuldades neste tipo de trabalho.

Assim, a metodologia foi dividida em duas etapas (Figura 3). A primeira etapa refere-se aos procedimentos necessários para elaboração do mapeamento das áreas impermeáveis e posteriormente, a segunda etapa, apresenta os métodos utilizados para a determinação da qualidade da drenagem urbana.



Figura 3 - Fluxograma metodológico.

Os procedimentos metodológicos utilizados para elaboração do mapeamento das áreas impermeáveis do perímetro urbano de Goiânia por meio da ferramenta GEOBIA são demonstrados na figura 4 (primeira etapa), com destaque para aplicação da técnica de classificação orientada a objetos (Ribeiro, 2009; Passo, 2013; Antunes, 2014; Rodrigues et al., 2015; Colares et al., 2015; Antunes et al., 2018). A segmentação e classificação da imagem foram realizadas no *software* gratuito InterIMAGE, desenvolvido pelo Laboratório de Visão Computacional (LVC/PUC-Rio) em conjunto com a Divisão de Processamento de Imagens (DPI/INPE) e Divisão de Sensoriamento Remoto (DSR/INPE).

Destaca-se que, como o objetivo principal do artigo é identificar as áreas impermeáveis do perímetro urbano do município de Goiânia, optou-se por elaborar uma rede semântica com poucas classes de cobertura do solo, agrupando as subclasses que apresentassem as mesmas características quanto à permeabilidade do solo (Ribeiro, 2009). Assim, foram definidas as seguintes classes para a superfície: vegetação

São Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 4, p. 1081 - 1099, 2021

(rasteira e arbórea), hidrografia, áreas impermeabilizadas intra quadra, calçadas e vias. Na classe áreas impermeabilizadas intra quadra encaixa-se principalmente áreas impermeabilizadas no interior das quadras com diferentes tipos de materiais e cores o que gera uma grande variabilidade tanto de comportamento espectral como dos demais parâmetros utilizados para a classificação.



Figura 4 - Fluxograma dos processos, dados de entrada e saída da ferramenta GEOBIA utilizada.

Inicialmente, fragmentou-se a ortoimagem de Goiânia em regiões menores, haja vista as limitações impostas pelo *software* Interimage em termos de processamento de imagens de grandes dimensões. Dessa forma, dividiu-se a imagem de acordo com as regiões de Goiânia, segundo dados do MUBDGv25, (Norte, Nordeste, Sul, Sudeste, Leste, Oeste, Centro) e posteriormente dividiu-se cada uma das regiões em sub-regiões através da criação de uma máscara retangular de 2,5 x 2,5 km.

A entrada de dados no InterIMAGE se dá a partir da definição da rede semântica, em que a rede hierárquica (nó pai e nó filho) opera através do relacionamento entre as classes que vão desde uma classe geral até chegar a classes mais específicas (Colares et al., 2015). Posteriormente o *software* divide a classificação em duas principais etapas denominadas *top-down* e *bottom-up*.

Os operadores *top-down* são programas externos à plataforma, responsáveis por delimitar regiões geográficas que constituem hipóteses dos conceitos. Por sua vez, na etapa *bottom-up* ocorrem as tarefas de validar ou descartar as hipóteses (máscaras) geradas na etapa *top-down*, resolver possíveis conflitos espaciais entre as hipóteses e, se necessário, remodelar geometricamente as hipóteses (Rodrigueset al., 2015).

Com a rede semântica construída (Figura 3), foram atribuídos operadores top-down a cada nó pai da rede, com o objetivo de passar para os seus nós filhos as máscaras, ou seja, as regiões geográficas. Os nós Hidrografia e Quadras receberam operador holístico top-down TA Shape FileImport, que possibilitou a restrição da atuação da classificação apenas à abrangência do arquivo shapefile de Hidrografia e Quadras, respectivamente. O nó Ruas recebeu o operador holístico Dummy top-down. Como foram atribuídos valores de pertinência para os nós Quadras, maiores que para os nós Ruas, a área de abrangência dos nós Ruas ficou restrita às áreas geográficas que sobraram dos nós Quadras.

O nó Vegetação recebeu o operador TA\_Arithmetic que permite a inserção de operações aritméticas para determinar os limiares máximos e mínimos para a classificação. Conforme explicado anteriormente, utilizou-se o índice de vegetação GLI, com limiar mínimo de 0,15 e máximo de 1, lineares, obtidos por meio de simulações no próprio *software*.

O nó Solo recebeu o operador TA\_Baatz\_ Segmenter com os seguintes valores de compactação, cor e escala: 0,5, 0,7 e 20, respectivamente. Moraes (2018) explica que a escala determina o tamanho dos objetos segmentados; a forma prioriza o crescimento de regiões por sua similaridade de cores; a compacidade está relacionada à compactação dos *pixels* de um determinado objeto, ou seja, a união de *pixels* similares, componentes de um determinado objeto. Esse operador permite ainda a inserção de regras de classificação. Nesse caso, foram inseridas três regras. A primeira regra corresponde à média do GLI ser menor que 0,090906, enquanto que a segunda se refere a média da camada elevação seja ser menor que 2 e por fim, a terceira regra, onde o brilho da imagem seja menor que 180. Destaca-se que todos esses parâmetros foram obtidos com base em diversos testes utilizando a ferramenta *Analysis Explorer* do InterImage.

Em relação ao nó Quadras, destaca-se que o mesmo possui um nó filho (áreas impermeáveis) que recebeu o operador holístico Dummy *topdown*, tendo em vista que foram classificadas aqui as áreas que não correspondem a vegetação, hidrografia e solos.

Por fim, avaliou-se a acurácia da classificação. Para realização desta avaliação, foram seguidos os seguintes passos: cálculo para número de amostras, seleção aleatória de pontos para checagem, checagem por interpretação visual, verificação da exatidão (matriz de confusão) e cálculos do coeficiente Kappa de forma geral e por classe (Passo, 2013).

Para o cálculo da quantidade de amostras, utilizou-se a metodologia de distribuição multinomial proposta por Congalton & Green (1999), sendo que nesse tipo de metodologia, o processo de validação não é uma questão apenas de certo ou errado, mas sim de classificar o erro em relação ao total de possibilidades (ou conjunto de classes), de modo que o uso dessa distribuição implica no conhecimento a priori do número de classes e suas proporções no mapa. Diante disso, para calcular a número de amostras, utilizou-se a equação:

$$N = \frac{B\Pi_i(1 - \Pi_i)}{b^2} \tag{2}$$

onde: N é o número de amostras; B é obtido de uma tabela de distribuição qui-quadrado com um grau de liberdade e 1 -  $\alpha / k$ ; *k* é o número de classes; 1 -  $\alpha$  grau de confiança;  $\Pi_i$  é a proporção da classe com maior área no mapa e *b* o máximo erro admissível.

Conhecendo o tamanho da amostra para a área de estudo, realizou-se uma amostragem aleatória simples, utilizando como espaço amostral um arquivo de pontos do centroide de cada *pixel* da imagem (Passo, 2013). Esses dados foram utilizados para gerar a matriz de confusão e posteriormente calcular o índice Kappa.

A estatística Kappa é uma ferramenta estatística aplicada na avaliação da precisão de classificação (Fitzgerald & Lees, 1994). Para a interpretação dos resultados, adotou-se a qualificação dos valores do índice Kappa proposta por Landis & Koch (1977), reproduzida na tabela 1 (variam entre 0 e 1).

Tabela 1 - Í	ndice Kappa.
--------------	--------------

11		
Valores de Kappa	Interpretação	
< 0,0	Sem concordância	
0,0-0,19	Pouca concordância	
0,2 - 0,39	Concordância razoável	
0,4 - 0,59	Concordância média	
0,6 - 0,79	Concordância considerável	
0,8 – 1,00	Concordância excelente	

Fonte: Landis & Koch (1977).

Destaca-se que, a amostragem e a avaliação da qualidade da classificação foram realizadas para a região Sul do perímetro urbano de Goiânia, devido ao fato de que esta região apresenta um alto índice de urbanização e também uma representativa área de cobertura.

A área de estudo foi dividida de acordo com as regiões da capital para uma melhor discussão dos resultados. Dessa forma, utilizou-se o shapefile (SHP) das regiões do município de Goiânia (Centro, Sul, Sudeste, Oeste, Norte, Noroeste e Leste). Assim o cálculo das áreas impermeáveis de cada setor envolveu o cruzamento das áreas impermeáveis obtidas por meio da classificação GEOBIA e o SHP das regiões dos municípios de Goiânia. Posteriormente, agrupou-se as classes vegetação (rasteira e arbórea) e solo exposto como sendo permeáveis e as classes áreas impermeabilizadas intra quadra, calçadas e vias como sendo impermeáveis. A classe hidrografia foi deixada separada desse agrupamento.

A segunda etapa consistiu na elaboração do mapa de qualidade de drenagem urbana para o perímetro urbano de Goiânia. Wang et al. (2019) apontam que a seleção dos parâmetros para elaboração do mapa de suscetibilidade a inundação e alagamentos é muito importante e complexa, tendo em vista que diferentes fatores influenciam diretamente nesses fenômenos. Baseado nos estudos de Alves et al. (2018), Souissi et al. (2019), Wang et al. (2019), Sepehri et al. (2020) e de acordo com a disponibilidade de dados para a área de estudo desse artigo, foram definidos os seguintes parâmetros: TWI (*Topographic Wetness Index*), acesso a equipamentos de microdrenagem e áreas impermeáveis.

Em relação ao TWI, este foi gerado por meio do modelo digital de elevação de Goiânia com resolução de 5 metros, sendo que o processamento foi realizado no software Qgis 3.0 utilizando a extensão SAGA. Por sua vez, a informação referente ao acesso a equipamentos de microdrenagem (bocas de lobo) foi obtido por meio dos dados do censo demográfico de 2010 elaborado pelo IBGE. Esses dados indicam qual a porcentagem da população, de cada setor censitário, que não tem acesso a equipamentos de microdrenagem.

Como os dados de acesso aos equipamentos de microdrenagem estão relacionados a cada setor censitário, optou-se por utilizar os mesmos como unidade de estudo. Assim, foi necessário fazer a intersecção entre os dados do TWI e das áreas impermeáveis com o dado dos setores censitários, destacando que os resultados das áreas impermeáveis foram obtidos na primeira etapa.

Salienta-se que o conceito TWI apresentado por Beven & Kirkby (1979) descreve a propensão de saturação de uma determinada região em função de sua área de contribuição e as características de declividade locais. Este critério, que é uma função da direção e da acumulação de fluxo, tem um papel importante na drenagem urbana, sendo que áreas com altos valores de TWI são mais suscetíveis a inundações (Sepehri et al., 2020). A mesma relação foi analisada no que diz respeito ao acesso à equipamentos de microdrenagem, sendo que quanto maior a porcentagem de pessoas sem acesso a esses equipamentos, pior é a qualidade da drenagem urbana nesse setor censitário. Por fim, tem-se os dados de impermeabilização que também podem ser utilizados para entender a qualidade da drenagem nos ambientes urbanos, tendo em vista que o processo de impermeabilização impossibilita a infiltração da água e, consequentemente, aumenta o escoamento superficial.

Buscando padronizar os parâmetros utilizados, elaborou-se uma normalização dos fatores relacionados a drenagem urbana utilizando para tanto, a relação dos mesmos com a qualidade da drenagem urbana. Os três parâmetros relativos à qualidade de drenagem foram divididos em 4 classes que variam entre muito desfavorável, desfavorável, favorável e muito favorável conforme a porcentagem de área ocupada em cada setor censitário (Tabela 2).

Área Impermeabilizada	TWI	Acesso à drenagem urbana	Classificação
Baixa	Médio	Boa	Favorável
		Média	Favorável
		Ruim	Favorável
	Baixo	Boa	Muito Favorável
		Média	Muito Favorável
		Ruim	Favorável
	Alto	Boa	Muito Favorável
		Média	Favorável
Média		Ruim	Desfavorável
	Médio	Boa	Muito Favorável
		Média	Favorável
		Ruim	Desfavorável
	Baixo	Boa	Muito Favorável
		Média	Muito Favorável
		Ruim	Favorável
Alta	Médio	Boa	Desfavorável
		Média	Desfavorável
		Ruim	Muito Desfavorável
	Baixo	Boa	Favorável
		Média	Desfavorável
		Ruim	Muito Desfavorável

**Tabela 2** – Padronização dos parâmetros relacionados a qualidade da drenagem urbana.

Dessa forma, a análise sobre a qualidade da drenagem urbana de cada setor censitário segue a lógica de que, se o TWI é alto ou muito alto, o setor censitário está muito impermeabilizado e a maior parte da população não tem acesso a equipamento de microdrenagem refletindo numa situação muito ruim. Por outro lado, uma situação muito boa, seria um setor pouco impermeabilizado, com TWI baixo e com os moradores tendo acesso a equipamentos de microdrenagem.

Para a visualização geral dos resultados, gerouse um mapa com as quatro classes definidas na tabela 2. Por fim, cruzou-se os resultados do mapa gerado com os pontos de inundações obtidos no levantamento realizado em 2020 pela Secretaria Municipal de Infraestrutura Urbana (SEINFRA) em parceria com a Defesa Civil de Goiânia e a Agência Ambiental Municipal de Goiânia (AMMA), em que foram identificados 96 pontos de inundação e alagamentos na capital goiana.

#### 49°24′W 49°18′W 49°30′W 49°12′W 49°6'W Goiânia Goianira Goianápolis 16°36'S Trindade Senador Canedo 16°42'S Limites Municipais Goiânia - Município Aparecida de Goiânia Classificação Final - Áreas Vegetação - 224,67 km<sup>2</sup> AI Intra Quadra - 139,94 km<sup>2</sup> .6°48'S Elaboração: Pedro Moreira Hidrografia - 4,11 km<sup>2</sup> Sistema de Coordenadas Geográficas Datum: SIRGAS 2000 10 15 km 5 Vias e calçadas - 62,00 km<sup>2</sup> Fonte: MUBDGv25 e SIEG Solo Exposto - 24,61 km<sup>2</sup>

### **RESULTADOS E DISCUSSÕES**

ser observado na figura 5.

A matriz de confusão, a exatidão por classe e global e o índice Kappa podem ser observados na tabela 3.

Figura 5 - Resultado das áreas impermeáveis do solo da região metropolitana de Goiânia, estado de Goiás, Brasil.

		Amostras de referência				
	-	Hidrografia	Vegetação	Solo	AI intra-quadras	Vias e calçadas
lassificação	Hidrografia	132	-	1	1	-
	Vegetação	2	123	-	5	3
	Solo	-	1	97	32	4
	AI intra quadras	-	13	-	110	10
0	Vias e calçadas	-	10	-	-	122
	Total	134	147	98	148	139
	Exatidão por classe	99%	92%	72%	83%	92%
Exatidão Global Kappa				1	88%	
				:	85%	

Utilizando a equação 2 com um erro admis- sível de 5% chegou-se a um total de 666 amostras São Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 4, p. 1081 - 1099, 2021 1089

O mapeamento de áreas impermeáveis do perímetro urbano de Goiânia, gerado por meio da técnica de classificação orientada a objetos implementada no software livre InterImage, pode para a região Sul da cidade de Goiânia. A partir da comparação entre os resultados obtidos pela classificação orientada a objeto e as amostras de campo, foi elaborada a matriz de confusão. Em relação ao método de exatidão global, destaca-se que o mesmo consiste em verificar a razão entre os pontos classificados corretamente e o total de pontos.

Assim, pode-se observar que a exatidão global apresenta diferenças significativas em relação ao índice Kappa, tendo em vista que este último leva em consideração toda a matriz de confusão, inclusive os elementos de fora da diagonal principal os quais representam as discordâncias na classificação (Figueiredo & Vieira, 2007).

Analisando os resultados apresentados na tabela 3, destaca-se que a exatidão global e o índice Kappa são considerados excelentes segundo Landis & Koch (1977), tendo e vista que ambos estão no intervalo entre 0,8 e 1,0 (Tabela 1).

Da matriz de confusão (Tabela 3) infere-se

inicialmente que a classe Solo gerou confusão expressiva com a classe Áreas Impermeáveis Intra quadras, o que levou a uma exatidão global de 72%. Este fato pode ser justificado porque a classe Solos contempla os materiais dos telhados cerâmicos que possuem um comportamento espectral semelhante ao solo exposto, confundindo o classificador. Este problema é recorrente e também foi percebido por Menezes Filho (2013) e Novack (2009).

As classes Hidrografia, Vegetação e Vias e calçadas foram bem classificadas, apresentado valores com baixa confusões e alta separabilidade, ou seja, não ocorreram poucas interpretações equivocadas por parte do *software*, ficando com uma exatidão global acima de 90%.

Na figura 6 são apresentados os resultados percentuais das áreas impermeáveis (nunca superiores a 75%), permeáveis e água (Hidrografia) para cada região da área de estudo utilizando a ferramenta GEOBIA.





Com base nos resultados apresentados nas figuras 4 e 5 é possível perceber que as regiões Central e Sul foram as que apresentam os maiores valores percentuais de impermeabilização dos solos em relação ao perímetro urbano de Goiânia. Isso pode ser justificado pelo fato de que essas duas regiões foram as pioneiras em relação a criação e urbanização da cidade e possuírem uma alta densidade de prédios comerciais (*shopping centers*) e residenciais (condomínios fechados, horizontais e verticais) (Marinho, 2006). Como consequência uma maior utilização dos espaços, pensando em lotes e construções, tendo como resultado a diminuição de áreas de infiltração.

As figuras 7 e 8 ilustram os bairros que compõem as regiões Central e Sul da cidade de Goiânia, destacando as porcentagens de impermeabilização do solo dos mesmos.

Nascimento & Oliveira (2015) apontam que os setores que compõem essas duas regiões destacam-se pelo amplo processo de verticalização devido ao fato de que no período compreendido



Figura 7 – Níveis de impermeabilização da região Central de Goiânia obtidos por meio da classificação GEOBIA.



Figura 8 - Níveis de impermeabilização região Sul de Goiânia obtidos por meio da classificação GEOBIA.

São Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 4, p. 1081 - 1099, 2021

entre as décadas de 1960 e 1980. Goiânia experimentou um rápido crescimento populacional com consequente processo de verticalzação nos setores mais antigos e com maior densidade populacional. Pereira et al. (2011) acrescentam que partir do final da década de 1970 e principalmente, ao longo das décadas de 1980 e 1990, a verticalização concentrou-se na parte alta do setor Bueno e a partir de então, houve um adensamento por diversos bairros, como o Oeste, Bela Vista, Aeroporto e Leste Universitário.

Destacam-se ainda os impactos ambientais e econômicos causados pelas inundações e alagamentos. Conforme apontado por Tucci (2008), o processo de urbanização e, consequentemente, impermeabilização do solo tornou-se uma das principais causas de inundações e deslizamentos em áreas urbanas.

Os resultados percentuais de áreas permeáveis obtidos para essas duas regiões atribuem-se ao fato de que a cidade de Goiânia é considerada altamente arborizada, sendo inclusive conhecida como capital verde, possuindo ainda 187 unidades de conservação que somadas totalizam 1.657 ha de áreas verdes urbanas (PDAU, 2008), fato esse que fica mais evidente para a região Sul. Segundo dados da Secretária Municipal de Planejamento e Habitação (SEPLANH), essa região possui 40 parques públicos urbanos, sendo os principais: Vaca Brava, Areião e Bosque dos Buritis (Figura 9).



Figura 9 – Parques públicos urbanos localizados nas regiões Central e Sul de Goiânia.

Contudo, cabe destacar que a qualidade da água desses parques públicos urbanos pode ser afetada pelo forte processo de urbanização e, consequentemente, impermeabilização do solo, decorrentes de processos de eutrofização e alagamentos.

Nesse sentido, Mendes et al. (2019) avaliaram a qualidade da água de sete parques públicos urbanos na capital Goiana e observaram que os lagos da região Central (Bosques dos Buritis e Lago das Rosas) e Sul (parque Vaca Brava, Areião e Flamboyant) apresentaram valores de DBO<sub>5,20°C</sub> acima do nível permitido pela legislação ambiental vigente, que é de 5,0 mg<sup>L-1</sup> CONAMA 357/2005 (BRASIL, 2005).

Ainda, Mendes et al. (2019) indicam que a possibilidade desses valores de DBO<sub>5,20°C</sub> estarem acima do estabelecido pela legislação pode estar associado ao transporte e acumulação de matéria orgânica carregada pelo excesso de geração das águas pluviais e a pouca reatividade dos lagos, o que está intrinsicamente relacionado à alta taxa de impermeabilização do solo nessas regiões da cidade de Goiânia. Por fim, destacam que os mesmos resultados foram observados nos trabalhos de Mateus et al. (2015), Santoro et al. (2016) e Gonçalves & Esposto (2019).

Apesar de apresentarem valores percentuais de impermeabilidade do solo cerca de 20% inferiores às regiões Central e Sul (Figuras 7 e 8), as regiões Sudeste e Noroeste (Figuras 10 e 11) também se caracterizam por apresentar alta taxa de impermeabilização do solo, entre 50 e 49%, respectivamente. Para entender o processo de ocupação da região Sudeste e Noroeste ao longo do tempo, deve ser levado em consideração a Lei Orgânica do Município de Goiânia (1990) e o Plano de Desenvolvimento Integrado de Goiânia (PDIG), reformulado no ano de 1992.



Figura 10 - Níveis de impermeabilização da região Sudeste de Goiânia obtidos por meio da classificação GEOBIA.



**Figura 11** - Níveis de impermeabilização da região Noroeste de Goiânia obtidos por meio da classificação GEOBIA (ano 2021).

A Lei orgânica do Município ampliou as pressões sobre o uso especulativo das terras urbanas, propiciando a venda de muitas glebas até então deixadas como reservas de valor e consequentemente diminuindo os chamados vazios urbanos nos anos seguintes. Por sua vez, o PDIG orientou o crescimento urbano em direção a região Sudoeste (Nascimento & Oliveira, 2015). Contudo, ainda é possível identificar áreas dentro dessas duas regiões que ainda não foram loteadas, sendo esse um dos principais motivos para os valores médios percentuais de áreas permeáveis identificado nessas regiões.

Por fim, tem-se as três últimas regiões de Goiânia que apresentaram os menores níveis de impermeabilização do solo, são elas: regiões Norte, Leste e Oeste (Figuras 12, 13 e 14).



**Figura 12** - Níveis de impermeabilização da região Norte de Goiânia obtidos por meio da classificação GEOBIA.



Figura 13 - Níveis de impermeabilização da região Leste de Goiânia obtidos por meio da classificação GEOBIA.

São Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 4, p. 1081 - 1099, 2021



Figura 14 - Níveis de impermeabilização da região Oeste de Goiânia obtidos por meio da classificação GEOBIA.

Em relação as regiões Norte e Leste, destacase o que foi apontado pela Carta de Risco de Goiânia, elaborada no ano de 1992 e revisada em 2008, que considerou essas regiões como áreas impróprias à ocupação urbana com a indicação da necessidade de destinação destas à preservação ambiental e recarga de mananciais. No entanto, mais de 30% dessas áreas encontram-se 49°22'W 49°22'W 49°21'W impermeabilizadas.

Em relação à região Oeste, também é possível atribuir à Carta de Risco de Goiânia e ao PDGI que possibilitou uma menor ocupação dessa região, tendo em vista a presença do morro do Mendanha (Figura 15), área essa que deveria ser preservada com controle rigoroso de ocupação da parte remanescente de vegetação.



Figura 15 - Localização do Morro do Mendanha, região oeste de Goiânia.

São Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 4, p. 1081 - 1099, 2021

A figura 16, assim como a tabela 4, apresentam os resultados obtidos na segunda etapa que visou elaborar um mapa da qualidade da drenagem urbana com base nos setores censitários da capital goiana.

Conforme apresentado na tabela 4, na área de

estudo predominam as situações Desfavorável e Muito Desfavorável (82,66%) que são caracterizadas por apresentarem características como alto índice de impermeabilização associados à valores de TWI médio.



Figura 16 - Qualidade da drenagem urbana nos setores censitários de Goiânia.

**Tabela 4** – Relação de distribuição das classes de qualidade de drenagem para cada setor censitário da cidade de Goiânia *x* pontos de inundações.

1 5				
Situação	Setores censitários	Pontos de inundações		
Desfavorável	929	48		
Muito Desfavorável	420	21		
Favorável	39	3		
Muito Favorável	244	24		
Total	1632	96		

É possível observar também que as regiões Central e Sul da capital apresentam uma maior concentração de setores censitários classificados com uma qualidade de drenagem Desfavorável ou Muito desfavorável. Isto está relacionado diretamente à grande impermeabilização dessas regiões 73 e 71%, respectivamente. As classes Favorável e Muito Favorável apresentam-se principalmente em regiões com um percentual de impermeabilização moderado, como as regiões Leste, Oeste e Norte.

Pourali et al. (2016) e Ballerine (2017) também utilizaram fatores como o TWI para buscar espacializar a suscetibilidade a inundações e alagamentos. Concluem que o aumento populacional nos centros urbanos, observados nas últimas décadas, contribui para a perda de áreas úmidas, remoção de vegetação e impermeabilização do solo e construção de redes de drenagem artificial. O que intensifica a ocorrência de inundações e alagamentos.

Buscando-se um parâmetro de validação e análise do mapa gerado, fez-se a intersecção do mesmo com os pontos de alagamentos e inundações disponibilizados pela Defesa Civil de Goiânia. Conforme apresentado na tabela 4, dos 96 pontos inundáveis, 69 pontos localizam-se em áreas classificadas com uma qualidade de drenagem Desfavorável ou Muito Desfavorável, o que representa 71%. Cabe destacar, no entanto, os 24 pontos encontrados em áreas classificadas como Muito Favorável. Isso se deve principal-

mente ao fato de que a simples presença de um equipamento de microdrenagem não representa necessariamente que o mesmo vai contribuir de forma positiva para a região. Ou seja, é necessário que além da existência do equipamento hidráulico, que o mesmo esteja em pleno funcionamento. Conforme apresentado pela Defesa Civil de Goiânia (2019), no mesmo relatório que relata os pontos de inundações e alagamentos, Goiânia possui um grande número de equipamentos de microdrenagem que apresentam diversos tipos de problemas como deposição inadequada de falta de manutenção, resíduos. estruturas dimensionadas de forma equivocadas entre

Diante dos objetivos propostos e os resultados obtidos, no que se refere a determinação dos percentuais de áreas impermeáveis e da geração de um mapa com a qualidade de drenagem dos setores censitários no perímetro urbano do município de Goiânia, conclui-se que:

•a classificação GEOBIA ofereceu exatidão global e o índice Kappa considerados excelentes (88 e 85%, respectivamente). No que tange aos problemas identificados, salienta-se as confusões obtidas entre a classe solo exposto e áreas impermeáveis Intra quadras que foram devido ao fato de semelhanca espectral com os telhados Contudo, cerâmicos. mesmo diante das confusões geradas no processo de classificação, deve-se destacar a importância do dado de elevação que foi fundamental para separar essas classes. As outras classes abordadas no estudo apresentaram boa separabilidade;

•os maiores níveis de impermeabilização do solo foram encontrados para as regiões Central (73%) e na Sul (71%) da cidade de Goiânia;

•as demais regiões apresentaram índices de impermeabilização menores e próximos a 50%.

- ALVES, P. B. R.; TSUYUGUCHI, B. B.; RUFINO, I. A. A.; FEITOSA, P. H. C. Mapping of flood susceptibility in campina grande county - PB: a spatial multicriteria approach. Boletim de Ciências Geodésicas, v. 24, p. 28-43, 2018.
- ANTUNES, R. R. Desenvolvimento De Técnica Para Monitoramento Do Cadastro Urbano Baseado Em Classificação Orientada A Objetos. Estudo De Caso: Município De Goianésia – Goiás. Brasília, 2014. Dissertação (Mestrado) – Universidade de Brasília – Instituto de Geociências – IG.
- ANTUNES, R. R.; BIAS, E. D. S.; COSTA, G. A. O. P. D.; BRITES, R. S. Object-based analysis for urban land cover mapping using the InterIMAGE and the Sipina free software packages. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 24, n. 1, p. 1-17, 2018.
- BALLERINE, C. Topographic Wetness Index Urban FloodingBATELASão Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 4, p. 1081 1099, 2021

outros.

Destaca-se ainda a importância desse tipo de ferramenta para a tomada de decisões frente aos problemas de drenagem urbana da capital, sendo possível verificar e identificar quais setores censitários apresentam uma maior necessidade de intervenção sanitária. Acrescenta-se ainda a possibilidade de se fazer a intersecção das informações do mapa de qualidade de drenagem com os dados dos setores censitários para que se possa identificar a quantidade e tipo de equipamento de microdrenagem existente e assim, identificar os equipamentos que porventura necessitam de manutenção.

### CONCLUSÕES

Deve-se, no entanto, destacar a região Norte que se encontra 35% urbanizada sendo que de acordo com a carta de risco de Goiânia essa região deveria ser preservada.

•com base nos resultados obtidos em relação a classificação GEOBIA, pode-se considerar o *software* InterImage como uma alternativa viável para análises de imagens baseadas em objetos. Destacando ainda o fato do mesmo ser gratuito.

•foi observada a predominância das classes Muito Desfavorável e Desfavorável na área de estudos, com valores de 56,92 e 25,74% respectivamente, diretamente relacionadas com a quantidade de áreas impermeáveis resultantes da primeira etapa metodológica;

•apenas a existência de equipamentos de microdrenagem não melhora a classe de qualidade de drenagem urbana, mas, que estes estejam em pleno funcionamento;

•a utilização de mapas de qualidade de drenagem fornece aos gestores públicos a capacidade de identificar riscos potenciais e a habilidade de planejar práticas de gestão de inundações e alagamentos.

#### REFERÊNCIAS

Awareness Act Action Support Will and DuPage Counties, Illinois. Illinois State Water Survey Prairie Research Institute University of Illinois at Urbana-Champaign. 2017

- BAUER, M. E.; LOFFELHOLZ, B. C.; WILSON, B. Estimating and mapping impervious surface area by regression analysis of Landsat imagery. In: WENG, Q. (Orgs.). Remote Sensing of Impervious Surfaces. Boca Raton: CRC Press, p.2-20, 2007.
- BEVEN, K.; J. KIRKBY, M.; J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. Hydrological Sciences Bulletin v, 24, p. 43-49. 1979.
- BRASIL. Resolução CONAMA 357, de 17 de março de 2005 Conselho Nacional de Meio Ambiente. Disponível em: <www.mma.gov.br/port/conama/res/res05/res35705.pdf>. Acesso em: 2 jan. 2021

CANTERS, F.; CHORMANSKI, J.; VOORDE, T. V.; BATELAAN, O. Effects of different methods for estimating impervious surface cover on runoff estimation at catchment level. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON SPATIAL ACCURACY ASSESSMENT IN NATURAL RESOURCES AND ENVIRONMENTAL SCIENCES, 7; 2006, Lisboa. **Anais**... Lisboa: Universidade Nova de Lisboa, 2006, p.557-566.

- COLARES, I. V. V.; DE OLIVEIRA NUNES, M. T.; DE SOUSA, G. M.; DO COUTO FERNANDES, M. Aplicação de GEOBIA para classificação da cobertura da terra no Parque Nacional do Itatiaia. **Rev. Bras. Geom**, v. 3, n. 1, p. 24-31, 2015.
- CONGALTON, R.G. & GREEN, K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. **Boca Raton-USA: Lewis Publisher**, 1999.
- CORRÊA, E. M. S. A expansão de Goiânia: uma abordagem cartográfica – 1933-1980. Dissertação (Mestrado) – Pós-Graduação em Geografia, Universidade do Estado de São Paulo, 1981.
- DEFINIENS, A. G. eCognition user guide. http://www. definiens.com/index.php, 2007.
- DESCLÉE, B.; BOGAERT, P.; DEFOURNY, P. Forest change detection by statistical object-based method. **Remote sensing** of environment, v. 102, n. 1-2, p. 1-11, 2006.
- ELVIDGE, C. D.; MILESI, C.; DIETZ, J.; TUTTLE, B.; SUTTON, P. C.; NEMANI, R.; VOGELMANN, J. E. U.S. Constructed area approaches the size of Ohio. **EOS Transactions**, v. 85, n. 4, p. 233–240, 2004.
- FIGUEIREDO, G.C.; VIEIRA, C.A.O. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global. Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. In: Anais... SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2007.
- FITZGERALD, R. W.; LEES, B. G. Assessing the classification accuracy of multisource remote sensing data. Remote sensing of Environment, v. 47, n. 3, p. 362-368, 1994.
- FOLEY, J. A., DEFRIES, R., ASNER, G. P., BARFORD, C., BONAN, G., CARPENTER, S. R., SNYDER, P. K. Global Consequences of Land Use. **Science**, v. 309, n. 5734, p. 570-574, 2005.
- FRIEDL, M.A. MCLVER, D.K.; HODGES, J.C.; ZANG, X.Y.; MUCHONEY, D.; STRAHLER, A.H.; SCHAAF, C. Global land cover mapping from MODIS: algorithms and early results. **Remote sensing of Environment**. v.83, n.1-2, p.287-302, 2002.
- GONÇALVES, J.C.D.S.I. & ESPOSTO, M. S. Water quality modeling of the São Joaquim stream. Brazil. **Ciência e Natura**, v. 41, e. 14, 2019.
- HENDRYLI, J.; HERWINDIATI, D. E.; MERDI, J. Impervious land classification using bootstrap pricipal component analysis.
  **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, v. 508, n. 1, 2019.
- IBGE **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. Estimativas da População 2010. Disp. www.ibge.gov.br. Acesso em 09 de Agosto de 2020.
- INTERIMAGE. InterIMAGE Interpreting Images Freely. Disp. em: <a href="http://www.lvc.ele.pucrio.br/projects/interimage/">http://www.lvc.ele.pucrio.br/projects/interimage/</a> 2009.
- LANDIS, J. R & KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.
- LI, Q., LU, L., JIANG, H., HUANG, J., LIU, Z. Object-based urban land cover mapping using high-resolution airborne imagery and LiDAR data. In: Fifth International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications (EORSA). IEEE, 2018. p. 1-5.
- LICHTBLAU, E. & OSWALD, C. J. Classification of impervious land-use features using object-based image analysis and data fusion. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 75, p. 103-116, 2019.
- LOUHAICHI, M.; BORMAN, M.M.; JOHNSON, D.E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of

grazing impacts on wheat. Geocarto International, v. 16, p. 65–70, 2001.

- LU, D.; HETRICK, S.; MORAN, E. Impervious surface mapping with Quickbird imagery. **International journal of remote sensing**, v. 32, n. 9, p. 2519-2533, 2011.
- LU, D.; LI, G.; KUANG, E.; MORAN, E. Methods to extract impervious surface areas from satellite images. **International Journal of Digital Earth**, v. 7, n. 2, p. 93–112, 16 dez. 2013.
- LUIZ, G. C.; ROMÃO, P. Interação solo-atmosfera e processos de inundação e alagamentos na cidade de Goiânia-GO. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 12, n. 05, p. 1891-1903, 2019.
- MARINHO, C. B. Região Sul de Goiânia: Um lugar valorizado na metrópole. GEOUSP Espaço e Tempo (Online), v. 10, n. 2, p. 113-129, 2006.
- MARTINS, M. H.; MORATO, R. G.; KAWAKUBO, F. S. Mapeamento de Superfícies Impermeáveis utilizando ortofotos, imagens de satélite e regressão linear. Geography Departament University of São Paulo, v. 35, p. 91-101, 2018.
- MATEUS, M. V; GONÇALVES, J. C. S. I; LOPES, JUNIOR G. L; OKURA, M. H. Análise de incerteza e modelagem de qualidade da água do Rio Uberaba, Minas Gerais, **Revista Brasileira de Ciências Ambientais**, v. 37, p. 1-15, 2015.
- MENDES, T.A.; SILVA, R.F.; NUNES, R.M.; SILVEIRA, Í.C.; BORBA, L.L.; GITIRANA JR, G.D.F.N., REBOLLEDO, J.F.R.; PEREIRA, S.A.S. Monitoreo de la Calidad del Agua de los Lagos Artificiales y Naturales de los Parques Públicos Urbanos de la Ciudad de Goiânia-GO. Ciência e Natura, v. 41, p. 58, 2019.
- MENEZES FILHO, F.C.M. Estimativa das áreas impermeáveis de bairros de Porto Alegre-RS como etapa ao planejamento urbano. **Ciência e Natura**, v. 35, n. 1, p. 33-42, 2013.
- MORAES, S. R. Abordagem GEOBIA para a classificação do uso e cobertura da terra em área urbana associadas ao desenvolvimento de framework para monitoramento de inundações no município de Lajeado-RS. Porto Alegre, 2018. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul - Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto.
- NASCIMENTO, D.T.F.; OLIVEIRA, I.J. Mapeamento do processo histórico de expansão urbana do município de Goiânia-GO. GEOgraphia, v. 17, n. 34, p. 141-167, 2015.
- NASCIMENTO, M. A. L. S. Erosões Urbanas em Goiânia. Boletim Goiano de Geografia. Goiânia, v. 14, n. 1, p. 77-101, jan./dez., 1994.
- NOVACK, T. Classificação da cobertura da terra e do uso do solo urbano utilizando o sistema InterIMAGE e imagens do sensor QuickBird. São José dos Campos. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.
- O'NEIL-DUNNE, J.; MACFADEN, S.; ROYAR, A. A versatile, production-oriented approach to high-resolution tree-canopy mapping in urban and suburban landscapes using GEOBIA and Data Fusion. **Remote Sensing**, v. 6, n. 12, p. 12837–12865, 2014.
- PASSO, D. P. Análise Da Qualidade De Classificadores Para Identificação De Alvos Urbanos Em Imagens De Alta Resolução Espacial - Uma Aplicação Com As Imagens Do Satélite Worldview II. Brasília. Dissertação (Mestrado) – Universidade de Brasília – Instituto de Geociências.
- PDAU. Plano diretor de arborização urbana de Goiânia. Goiânia: AMMA, 134 p., 2008.
- PEREIRA, P. R. C.; NASCIMENTO, D. T. F. OLIVEIRA, I. J. de. Emprego do Geoprocessamento na delimitação e análise das áreas verticalizadas em Goiânia (GO) e sua relação com o padrão espacial das temperaturas superficiais terrestres. IN.: XIV Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada, 2011, Dourados. Anais do XIV SBGFA, 2011.
- POURALI, S. H.; ARROWSMITH, C.; CHRISMAN, N.; MATKAN, A. A.; MITCHELL, D. Topography Wetness Index Application in Flood-Risk-Based Land Use Planning. Applied Spatial **Analysis and Policy**, v. 9, n. 1, p. 39-54, 2016.

REGO, T. L. Chuvas e Inundações em Goiânia: Dinâmica atmosférica e áreas de risco. Dissertação (Mestrado – Instituto de Estudos Socioambientais), Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2015.

RIBEIRO, B.M.G. Extração de superfícies impermeáveis a partir de imagens QuickBird aplicando classificação orientada a objeto. In: 2º SIMPÓSIO DE GEOTECNOLOGIAS NO PANTANAL, Corumbá, 2009. Anais...Corumbá, 2009. p. 259-269.

- RODRIGUES, T.C. & KUX, H.J. Uso do software livre interimage para a classificação orientada a objetos em área de expansão urbana na ilha do maranhão. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 67, n. 3, 2015.
- SANTORO, M. C; REIS, J. A. T; MENDONÇA, A. S. F. Performance evaluation of optimization models in the determination of wastewater treatment efficiencies inside watersheds. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 21, n. 4, p. 694-706, 2016.
- SANTOS, R.M.M.; CARVALHO, J. C. Ensaios de Erodibilidade em Voçorocas do Município de Goiânia. In: XI Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica, 1997.
- SANTOS, K. R.; ROMÃO, P. A. Espacialização de inundações em Goiânia-GO (2004- 2007). Boletim Goiano de Geografia. Goiânia, v.30, n.2, p. 81-97, 2010.
- SEPEHRI, M.; MALEKINEZHAD, H.; JAHANBAKHSHI, F.; ILDOROMI, A. R.; CHEZGI, J.; GHORBANZADEH, O.; NAGHIPOUR, E. Integration of interval rough AHP and fuzzy logic for assessment of flood prone areas at the regional scale. Acta Geophysica, v. 68, n. 2, p. 477-493, 2020.
- SEPLANH Secretaria Municipal de Planejamento e Habitação. Dip. em: https://www.goiania.go.gov.br/shtml/ aprovnet/principal.shtml. Acesso em: 10 de Out. 2020.
- SILVA, J.; PAZ, Y.M. SILVA, P.P.L.; PEREIRA, J.A.S.; CANDEIAS, A.L.B. Remote Sensing vegetation index for processing images in the visible band (RGB). Journal of Hyperspectral Remote Sensing, v. 9, n. 4, p. 228-239. 2019.
- SLONECKER, E. T.; JENNINGS, D. B.; GAROFALO, D. Remote sensing of impervious surfaces: A review. **Remote Sensing Reviews**, v. 20, n. 3, p. 227-255, 2001.
- SONG, L.; LIU, S.; KUSTAS, W. P.; ZHOU, J.; XU, Z.; XIA, T.; LI, M. Application of remote sensing-based two-source energy balance model for mapping field surface fluxes with composite and component surface temperatures. Agricultural and forest meteorology, v. 230, p. 8-19, 2016.
- SOUISSI, D.; ZOUHRI, L.; HAMMAMI, S.; MSADDEK, M. H.; ZGHIBI, A.; DLALA, M. GIS-based MCDM–AHP modeling for flood susceptibility mapping of arid areas, southeastern Tunisia. Geocarto International, v. 35, n. 9, p. 991-1017, 2019.

- STREGLIO, C.F.C.; NASCIMENTO, D.T.F.; OLIVEIRA, I.J. O processo de expansão urbana e seus reflexos na redução da cobertura vegetal no município de Goiânia GO. RA'E GA: o Espaço Geográfico em Análise, v. 28. pp. 181-197, 2012.
- TUCCI, C. E. M. Gestão de águas pluviais urbanas. Programa de modernização do setor Saneamento. Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental. Ministério das Cidades, 2005.
- TUCCI, C.E.M. Águas urbanas. Estudos avançados, São Paulo, v. 22, n. 63, p. 97-112, jan. 2008.
- VAN DE VOORDE, T.; DE ROECK, T.; CANTERS, F. A comparison of two spectral mixture modelling approaches for impervious surface mapping in urban areas. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, p. 4785–4806, 2009.
- VAN DE VOORDE, T.; JACQUET, W.; CANTERS, F. Mapping form and function in urban areas: An approach based on urban metrics and continuous impervious surface data. Landscape and Urban Planning, v. 102, n. 3, p. 143–155, 2011.
- WANG, Y.; HONG, H.; CHEN, W.; LI, S.; PAMUCAR, D.; GIGOVIC, L.; DUAN, H. A hybrid GIS multi-criteria decisionmaking method for flood susceptibility mapping at Shangyou, China. Remote Sensing, v. 11, n. 1, p. 62, 2019.
- WENG, Q. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. **Remote Sensing of Environment**, v. 117, p.34-49, 2012.
- WU, C. Quantifying high-resolution impervious surfaces using spectral mixture analysis. **Internacional Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 11, p. 2915-2932, 2009.
- YANG, F.; MATSUSHITA, B.; FUKUSHIMA, T. A prescreened and normalized multiple endmember spectral mixture analysis for mapping impervious surface area in Lake Kasumigaura Basin, Japan. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 65, n. 5, p. 479– 490, 2010.
- YANG, L.; HUANG, C.; HOMER, C. G.; WYLIE, B. K.; COAN, M. J. An approach for mapping large-area impervious surfaces: synergistic use of Landsat-7 ETM+ and hig spatial resolution imagery. Canadian Journal of Remoting Sensing, v. 29, n. 2, p. 230-240, 2003.
- ZHANG, X.; ZHONG, T.; WANG, K.; CHENG, Z. Scaling of impervious surface área and vegetation as indicators to urban land surface temperature using satellite data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 4, p. 841–859, 2009.

Submetido em 15 de setembro de 2021 Aceito para publicação em 11 de novembro de 2021