

Geoinformação e Sensoriamento Remoto em Geografia

Uso do sensoriamento remoto na análise da superfície impermeabilizada e da cobertura vegetal em Porto Alegre/RS

The use of remote sensing in the assessment of impervious surface and vegetation cover in Porto Alegre/RS

Uso de la teledetección en la evaluación de la superficie impermeable y de la cobertura vegetal en Porto Alegre/RS

Guilherme Rodrigues Camargo^I , Sabrina Letícia Couto da Silva^{II} ,
Luiz Felipe Velho^{II} 

^I Universidade Federal do Rio Grande do Sul , Porto Alegre, RS, Brasil

^{II} Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Sul , Porto Alegre, RS, Brasil

RESUMO

A cidade é formada por processos simultâneos, dificultando a análise dos problemas urbanos. O sensoriamento remoto oferece ferramentas para diagnosticar o uso e a ocupação da superfície, por meio de imagens de satélite. A área de estudo deste trabalho é Porto Alegre/RS, e foram utilizados os índices NDVI e SAVI, que indicam a cobertura vegetal, e o ENDISI, que representa a impermeabilidade do solo. Foram analisadas 13 imagens Sentinel-2, de 2017 a 2023, nas estações de inverno e verão. As imagens passaram pelas seguintes análises estatísticas: teste de Kolmogorov-Smirnov, ANOVA, teste de médias de Tukey e correlação de Pearson. Observou-se que a cobertura vegetal aumenta com o afastamento das vias principais da cidade, sendo o SAVI o menos afetado por sombras. O ENDISI identificou áreas permeáveis cercadas por superfícies impermeáveis. As zonas centrais dos bairros apresentaram baixa densidade de vegetação e alta impermeabilização. NDVI e SAVI mostraram forte, significativa e direta correlação, enquanto o ENDISI teve correlação inversa, moderada e significativa. Também foi identificada relação entre maior valor do metro quadrado de venda dos imóveis e o aumento da impermeabilização do, e redução da vegetação. A análise integrada dos índices mostrou-se eficaz para estudar o ambiente urbano, considerando a sazonalidade das imagens.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto urbano; NDVI; SAVI; ENDISI

ABSTRACT

The city is formed by simultaneous processes, making it difficult to analyze urban problems. Remote sensing provides tools to diagnose land use and surface occupation through satellite images. This study

investigated Porto Alegre/RS using the NDVI and SAVI indices, which indicate vegetation cover, and the ENDISI index, which measures soil impermeability. Thirteen Sentinel-2 images, taken from 2017 to 2023, were analyzed during the winter and summer seasons. The images underwent index calculations and statistical analyses such as ANOVA, Tukey, and Pearson correlation. It was observed that vegetation cover increases as one moves away from major roads, with SAVI being less affected by shadows. ENDISI identified permeable areas surrounded by impermeable surfaces. Central areas showed low vegetation and high impermeabilization. NDVI and SAVI were strongly correlated, while ENDISI exhibited an inverse pattern. A relationship was also found between higher land prices per square meter and increased impermeabilization, along with reduced vegetation. The integrated analysis of the indices proved effective for studying the urban environment, considering seasonality.

Keywords: Urban remote sensing; NDVI; SAVI; ENDISI

RESUMEN

La ciudad está formada por procesos simultáneos, lo que dificulta el análisis de los problemas urbanos. La teledetección ofrece herramientas para diagnosticar el uso y ocupación de la superficie mediante imágenes satelitales. Este estudio investigó la ciudad de Porto Alegre/RS utilizando los índices NDVI y SAVI, que indican la cobertura vegetal, y el índice ENDISI, que mide la impermeabilidad del suelo. Se analizaron 13 imágenes del satélite Sentinel-2, tomadas entre 2017 y 2023, en las estaciones de invierno y verano. Las imágenes fueron procesadas para calcular los índices y se aplicaron análisis estadísticos como ANOVA, Tukey y correlación de Pearson. Se observó que la cobertura vegetal aumenta a medida que se aleja de las vías principales, siendo el índice SAVI menos afectado por sombras. El ENDISI identificó áreas permeables rodeadas por superficies impermeables. Las zonas centrales presentaron baja vegetación y alta impermeabilización. NDVI y SAVI mostraron una fuerte correlación, mientras que ENDISI presentó un comportamiento inverso. También se identificó una relación entre el mayor valor del metro cuadrado y el aumento de la impermeabilización, con una reducción de la vegetación. El análisis integrado de los índices resultó eficaz para estudiar el entorno urbano, considerando la estacionalidad.

Palabras-clave: Percepción remota urbana; NDVI; SAVI; ENDISI

1 INTRODUÇÃO

A cidade é um sistema complexo e dinâmico, marcado pela transformação da paisagem natural em ambiente antropizado, segundo interesses sociais específicos (Hall, 2018; Robinson, 2005). Essa variabilidade torna o espaço urbano difícil de ser interpretado devido à integração do contexto ambiental e territorial da vizinhança (Santos, 2002). Ainda, é importante considerar os estudos temporais nas análises urbanas, visto que a cidade sofre mudanças rápidas (Jensen, 2006).

O sensoriamento remoto permite uma análise dinâmica da cidade, com imagens de alta resolução cada vez mais acessíveis (Boeing, 2021; Guo *et al.*, 2020;

Yang, 2021)), bem como os avanços na rede de computadores, os custos de obtenção de dados espaciais diminuíram, ampliando o uso dessas tecnologias (Weng; Quattrochi, 2018; Yang, 2021). Além disso, imagens históricas permitem comparar diferentes períodos, revelando a dinâmica urbana e apoiando soluções baseadas em evidências (Bhatta *et al.*, 2010; Navalgund *et al.*, 2007).

Em Porto Alegre, o sensoriamento remoto já foi utilizado em estudos sobre a impermeabilização do solo (De Menezes Filho, 2013), em áreas de risco de inundação (Moura *et al.*, 2016), e temperaturas da superfície e do ar (Velho, 2014; Kaiser, 2023; Hasenack, 1989; Luz *et al.*, 2019). Contudo, ainda há lacunas, especialmente na integração entre dados de impermeabilidade, vegetação e aspectos socioeconômicos.

Assim, o problema de pesquisa é: qual é a relação entre a impermeabilização da superfície, a cobertura vegetal e o poder aquisitivo da população no município de Porto Alegre/RS? A partir deste problema, foram traçados os objetivos da investigação. O objetivo geral é analisar as relações entre os índices de vegetação (NDVI e SAVI) e de superfície impermeabilizada (ENDISI), obtidos com imagens Sentinel-2 das estações inverno e verão, compreendidas entre os anos de 2017 e 2023, para o município de Porto Alegre, bem como a associação destes índices com dados socioeconômicos. Como objetivos específicos, tem-se: (i) avaliar estatisticamente as semelhanças ou diferenças no uso dos índices de vegetação NDVI e SAVI para o município de Porto Alegre; (ii) avaliar estatisticamente a relação entre os índices de vegetação (NDVI e SAVI) e o índice de solo impermeabilizado (ENDISI); e (iii) analisar a correlação entre o índice socioeconômico IMOBIndex com os índices NDVI, SAVI e ENDISI.

2 ÁREA DE ESTUDO

Fundada em 1772 por casais açorianos, Porto Alegre possui cerca de 1,3 milhão de habitantes. Sua urbanização está historicamente ligada ao Lago Guaíba, ao redor do qual se concentram o Centro Histórico e as principais instituições públicas (Monteiro,

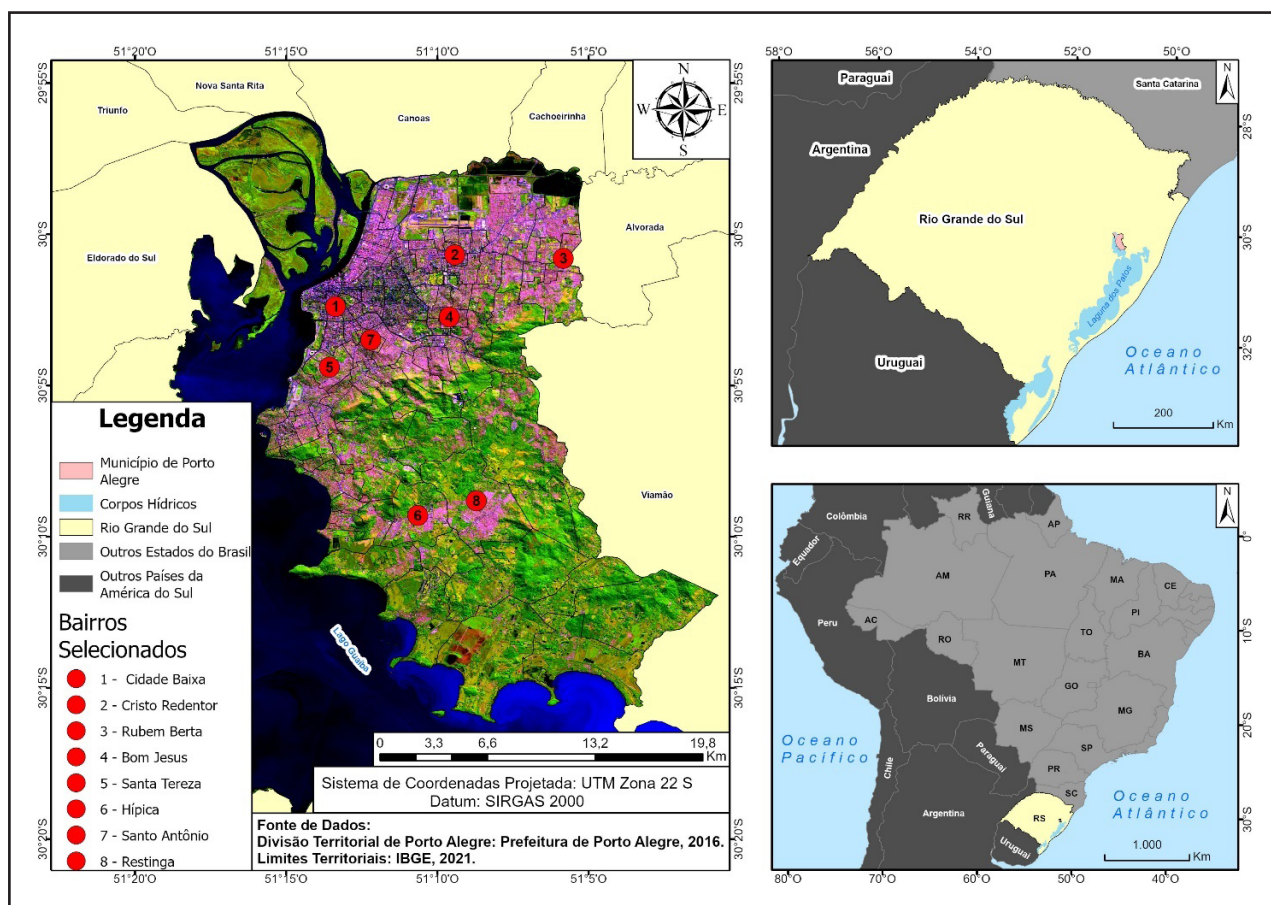
2006; IBGE, 2022). A expansão urbana ocorreu do centro às periferias por vias arteriais, que conectam bairros e atraem empreendimentos, mas também geram impactos estruturais e ambientais, muitas vezes desordenados (Santos, 2005; Strohaecker, 2005).

Esse crescimento foi desigual, influenciado pelo relevo, pela vegetação e arroios canalizados, condicionando a ocupação por diferentes grupos sociais (DIAS, 2011). Áreas periféricas sofreram com a precariedade de serviços e alterações desorganizadas na paisagem (Alfonsin, 2000), enquanto áreas valorizadas foram ocupadas por populações de maior renda, empurrando os mais pobres para zonas vulneráveis (Villaça, 2001).

Nos últimos anos, Porto Alegre apresentou redução populacional (IBGE, 2022), mas com o surgimento de novas centralidades em bairros como Humaitá, Hípica e Restinga (Almeida; Campos, 2021). Essas áreas vêm substituindo vegetação e a infraestrutura simples por condomínios e outras formas de urbanização (Soares, 2018).

Dada a heterogeneidade urbana, oito bairros foram selecionados para análise: Cidade Baixa, Cristo Redentor, Bom Jesus, Rubem Berta, Santa Tereza, Hípica, Restinga e Santo Antônio. Observa-se, na Figura 1, a localização de Porto Alegre em contexto nacional e estadual, bem como a indicação dos bairros selecionados. A escolha considerou a cobertura territorial das oito Regiões de Gestão do Planejamento municipal e vias arteriais relevantes, além de instrumentos de planejamento urbano, como o Orçamento Participativo (OP) e o Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano e Ambiental (PDDUA) (PROCEMPA, 2010; PROCEMPA, 2015; Porto Alegre, 1999). Nota-se, também na Figura 1, que a porção Norte do território de Porto Alegre é mais densamente urbanizado que a metade Sul.

Figura 1 – Mapa de localização de Porto Alegre, com a indicação dos bairros selecionados



Fonte: Autores (2025)

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Imagens orbitais

As imagens Sentinel-2, fazem parte do programa Copernicus da Agência Espacial Europeia (ESA), desde 2015, oferecendo uma valiosa contribuição para estudos da superfície terrestre, graças a sua alta resolução temporal – de cerca de 5 dias – e excelente resolução espacial (Phiri *et al.*, 2020; Misra *et al.*, 2020). Amplamente utilizadas em diversas aplicações de sensoriamento remoto, como resposta a desastres naturais, gestão de recursos hídricos e planejamento urbano, as imagens adquiridas pelo satélite Sentinel-2, sensor multiespectral MSI, fornecem dados em 13 bandas espectrais nos

comprimentos de onda contidos entre 443 e 2190 nm, com resolução espacial de 10 metros para o visível e infravermelho próximo e 20 metros para outras regiões do infravermelho (Li *et al.*, 2021; Ranagalage *et al.*, 2021; Sun *et al.*, 2022). O acesso a essas imagens é facilitado pelo site Data Space – Copernicus, mantido pela ESA, tornando-as uma ferramenta valiosa para monitoramento de uso e ocupação da superfície.

Após a delimitação da área de estudo, foram adquiridas 6 imagens Sentinel-2 obtidas entre os anos de 2018 e 2023. As imagens selecionadas são das seguintes datas: 11/03/2018, 09/02/2019, 25/03/2020, 30/12/2020, 05/03/2022 e 04/01/2023. Todas as cenas são livres de nuvens sobre Porto Alegre/RS. Contudo, a imagem do dia 05/03/2022, tem um foco de queimada em um ponto do bairro Extrema.

A área de estudo foi analisada na estações de verão, com a finalidade de adquirir informações a respeito da cobertura vegetal e da impermeabilidade da superfície em um período com poucas variações nas horas de insolação e na incidência da luz solar, promovendo uma análise com poucas sombras, que podem destacar ou obscurecer certas características geográficas de uma localidade, uma vez que o município de Porto Alegre está situado no paralelo 30°S, ou seja, tem alterações na insolação e ângulo de inclinação solar. Além disso, para a imagem de satélite ser utilizada no comparativo multitemporal, foi definido que a precipitação acumulada não poderia ser maior que 12 mm para os três dias anteriores ao imageamento, uma vez que a precipitação pode modificar as propriedades da superfície, afetando a reflectância espectral. A definição desses parâmetros é essencial para a verificação da comparabilidade entre as datas, uma vez que a umidade interfere nos índices de vegetação e de impermeabilidade da superfície, impactando na interpretação de alvos como corpos d'água, solo exposto e cobertura vegetal (Dousset; Gourmelon, 2003). Tanto as medições de horas de insolação como de precipitação acumulada foram fornecidas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Na Tabela 1, pode-se verificar a quantidade de horas de insolação e de precipitação acumulada nos 3 dias anteriores ao imageamento.

Tabela 1 – Dados de insolação e de precipitação acumulada nos três (3) dias anteriores ao imageamento

Insolação e precipitação acumulada		
Cena	Insolação	Precipitação
11/03/2018	39 h	0,0 mm
09/02/2019	42 h	0,0 mm
25/03/2020	39 h	0,0 mm
30/12/2020	45 h	0,6 mm
05/03/2022	39 h	0,0 mm
04/01/2023	46 h	10,2 mm

Fonte: Organizado pelos autores (2023)

Antes das análises, ainda foi realizada uma correção atmosférica nas imagens de satélite selecionadas, utilizando o método DOS (Subtração de Objeto Escuro), também conhecido como Correção Atmosférica pelo Pixel Escuro, estimado pelos números digitais das imagens de satélite, não considerando a absorção atmosférica (Chavez, 1989). O plugin SCP (Plugin de Classificação Semiautomática) do software QGIS emprega o método DOS para corrigir a atmosfera, que foi usado por permitir a utilização do procedimento de maneira dinâmica (Congedo, 2021). As imagens usadas são níveis de processamento 1C - reflectância no topo da atmosfera, assim a atmosfera afeta diferentemente os valores de números digitais das bandas, portanto, sendo necessário fazer uma correção atmosférica. Além disso, também é importante fazer uma correção atmosférica quando é comparado dados em um período de tempo, ou seja, se há análise temporal (Song *et al.*, 2001).

3.2 Processamento de imagens

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), proposto por Rouse *et al.* (1972), foi calculado para todas as imagens selecionadas. O índice é obtido por meio de operações algébricas entre as bandas do vermelho (RED) e do infravermelho próximo (NIR), como observado na Equação 1 (Kuc; Chormanski, 2019; Wong *et al.*, 2019; Dhillon *et al.*, 2022). Os valores do índice NDVI são dados na escala entre -1 e 1, onde um valor próximo a zero significa a presença de solos descobertos ou

com a presença de rochas e areia, enquanto valores altos indicam a existência de coberturas vegetais; valores negativos apontam a presença de água, solos úmidos ou nuvens (Copernicus, 2026).

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \quad (1)$$

onde:

NIR é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do infravermelho próximo; e

RED é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do vermelho;

A escolha pelo cálculo do NDVI deve-se à extensa quantidade de referências acerca do uso deste índice para a identificação de vegetação saudável nos mais diversos ambientes. Assim, para que seja possível estabelecer comparações e/ou relações entre índices ainda não aplicados à área de estudo, é importante utilizar um índice que conta com um amplo conhecimento prévio de suas potencialidades e limitações na análise da vegetação.

Na análise da cobertura vegetal foi usado o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (em inglês, Soil Adjusted Vegetation Index - SAVI), apresentado na Equação 2 (Huete, 1988; Golden; Kaloush, 2006; Kumar; Shekhar, 2015; Skougaard Kaspersen *et al.*, 2015). No cálculo do SAVI, são realizadas operações algébricas entre as bandas espectrais utilizando-se as bandas 4 (Vermelho) e 8 (Infravermelho Próximo – NIR) do Sentinel-2. O SAVI foi escolhido pelo fato de a área urbana ser uma superfície com cobertura heterogênea, normalmente com solo impermeabilizado em grande quantidade. Assim, este índice traz estimativas mais precisas em relação à densidade da vegetação, uma vez que, diferentemente do que é apresentado pelo NDVI, o SAVI é menos sensível ao solo exposto (Elvidge; Chen, 1995; Xu, 2007). Considerando o fator de correção de 0,5, a escala do SAVI tem o intervalo de valores -1,5 e 1,5. Valores mais altos de SAVI indicam a presença de superfícies com cobertura vegetal, enquanto superfícies com valores menores, próximos a zero indicam a existência de solo exposto.

$$SAVI = \frac{(NIR - RED) * (1 + L)}{(NIR + RED + L)} \quad (2)$$

onde:

NIR é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do infravermelho próximo;

RED é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do vermelho; e

L é o fator de correção

Na análise de impermeabilidade da superfície foi usado o Índice de Superfícies Impermeáveis por Diferença Normalizada Aprimorada (em inglês, Enhanced Normalized Difference Index for Impervious Surface – ENDISI) (Equação 3). O índice ENDISI varia entre -1 e 1, onde um valor baixo de ENDISI significa que a superfície é permeável, como aquelas que possuem cobertura vegetal, que permitem uma melhor absorção da água; por outro lado, valores altos de ENDISI indicam a existência de superfícies impermeáveis. Este índice, apesar de utilizar apenas três bandas, possui a capacidade de separar superfícies impermeáveis e áreas com solo exposto e cobertura vegetal (Chen *et al.*, 2019). O índice ENDISI é indicado para a área de Porto Alegre, uma vez que, além de ser uma ferramenta eficiente para a separação de áreas impermeáveis, este índice também permite o processamento de maneira automatizada sem a necessidade de remoção dos corpos hídricos e áreas alagadiças, algo que facilita muito em uma análise em Porto Alegre, que possui várias áreas baixas com acúmulo de água periodicamente, além do Lago Guaíba.

$$ENDISI = \frac{BLUE - \beta \left(\frac{SWIR1}{SWIR2 - MNDWI^2} \right)}{BLUE + \beta \left(\frac{SWIR1}{SWIR2 - MNDWI^2} \right)} \quad (3)$$

onde:

BLUE é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do azul;

SWIR1 (1610 nm) é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do infravermelho de ondas curtas;

SWIR2 (2190 nm) é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do infravermelho de ondas curtas;

MNDWI é o índice de água por diferença normalizada modificada; e

β é um elemento apresentado na Equação 4

$$\beta = \frac{2 * BLUE \text{ médio}}{\left(\frac{SWIR1}{SWIR2} \right) \text{ médio} + (MNDWI^2) \text{ médio}} \quad (4)$$

A fórmula do ENDISI relaciona as bandas do azul (BLUE) e do infravermelho de ondas curtas (SWIR), além do verde (GREEN), que está inserido na fórmula do Índice de Água por Diferença Normalizada Modificada (em inglês, Modified Normalized Difference Water Index – MNDWI) (Chen *et al.*, 2019; Chen *et al.*, 2020; Almohamad; Alshwesh, 2023). O MNDWI é um índice utilizado para identificar a presença de corpos d'água e diferenciá-los de outros tipos de cobertura da superfície a partir das bandas do verde (GREEN) e do infravermelho de ondas curtas (SWIR), conforme observado na Equação 5 (Ali *et al.*, 2019; Szabo *et al.*, 2016; Chang *et al.*, 2022). Valores altos de MNDWI normalmente sugerem a presença de água, por outro lado valores baixos indicam a presença de superfície com características não aquáticas.

$$MNDWI = \frac{GREEN - SWIR1}{GREEN + SWIR1} \quad (5)$$

onde:

GREEN é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do verde; e

SWIR1 é a reflectância na banda dos comprimentos de onda do infravermelho de ondas curtas

As superfícies impermeáveis e naturais têm características diferentes em relação às bandas espectrais: o primeiro grupo tem maior refletividade na faixa do azul, ao passo que o segundo envolve vegetação, águas e terras áridas, refletindo menos na faixa do azul. As superfícies naturais refletem pouco nas bandas do SWIR-1 e SWIR-2, enquanto as superfícies impermeáveis possuem maior reflectância nessas bandas, com menor variação. A faixa azul foi selecionada porque facilita a diferenciação entre as superfícies impermeáveis e naturais (ou permeáveis). A proporção entre as bandas SWIR1 e SWIR2, junto do MNDWI (Equação 5) foi utilizada para ampliar essa distinção (Chen *et al.*, 2019).

Antes de utilizar, tanto o índice ENDISI quanto o MNDWI, é preciso reamostrar as bandas do azul (BLUE) e verde (GREEN), por interpolação bilinear. Isso se faz necessário, uma vez que as bandas do SWIR, 11 e 12 respectivamente, no Sentinel-2, possuem resolução espacial de 20 metros, enquanto as outras bandas usadas nesta operação algébrica, no caso as bandas do azul e do verde, possuem pixels

de dimensão 10 metros. Assim, foi gerado um conjunto de bandas com resolução espacial de 20 metros.

3.3 Análise estatística dos índices NDVI, SAVI, ENDISI e dado socioeconômico

Para a organização e registro dos dados, foi utilizado o software Microsoft Excel e, para a análise estatística dos dados, foi utilizado o software SPSS (Statistical Package for Social Sciences) versão 29. Ainda, para comparar os dados provenientes do índice SAVI com o ENDISI e o NDVI – os dados SAVI estavam em escala com valores num intervalo entre -1,5 e 1,5, enquanto os dados ENDISI e NDVI têm escala de valores entre -1 e 1 –, foi necessário realizar uma normalização nos dados SAVI. Assim, em todas as análises estatísticas foram usados os dados de SAVI normalizados (SAVI norm).

Para os valores observados para NDVI, SAVI norm e ENDISI, foram realizadas análises estatísticas descritivas e inferenciais. Como análises descritivas, realizou-se a construção de tabelas de frequência, análise gráfica e cálculo de medidas resumo – mínimo, máximo, média e desvio-padrão. Já para as análises inferenciais, procedeu-se o cálculo do teste de Kolmogorov-Smirnov, para verificar normalidade dos índices de vegetação e de solo avaliados; Análise de Variância (ANOVA), para comparar médias dos índices de vegetação e de solo, comparando datas e bairros observados; e coeficiente de correlação de Pearson, para verificar a existência de relação linear entre os índices de vegetação (NDVI e SAVI norm) e o índice de solo impermeabilizado (ENDISI). Para todos os testes realizados, foi estabelecido o nível de significância de 5%, ou seja, resultados estatisticamente significativos estarão dentados por $p < 0,05$.

Considerando a indisponibilidade de dados censitários compatíveis com o intervalo temporal definido para esta pesquisa, foram utilizados, como dados socioeconômicos os valores de média do IMOBIndex. O portal IMOBIndex, idealizado pela Empresa Pública de Tecnologia da Informação e Comunicação da Prefeitura de Porto Alegre (PROCEMPA) e baseado em dados da Secretaria Municipal da Fazenda, foi escolhido como fonte de dado socioeconômico, pois divulga a mediana, a média

ou a média móvel dos valores de metro quadrado da venda dos imóveis de cada rua, bairro ou de todo o território municipal para um determinado mês (PROCEMPA, 2022).

Os dados do IMOBIndex estão disponíveis mensalmente, com início da série em agosto de 1998 e final em julho de 2022. Dessa forma, não é possível analisar todas as datas de verão desta pesquisa. Assim, as datas que compõem a análise estatística são as seguintes: 11/03/2018, 09/02/2019, 25/03/2020, 30/12/2020, 05/03/2022. Para cada data de cada imagem, foi obtido o valor da média do IMOBIndex para o respectivo bairro no mês do imageamento. Ressalta-se que, no portal do IMOBIndex, não há dados para as datas selecionadas para o bairro Hípica, que não será incluído nesta análise.

Antes do cálculo da correlação entre os índices (NDVI, SAVI norm e ENDISI) e o IMOBIndex, foi realizado o teste de Kolmogorov-Smirnov para verificar a normalidade dos dados analisados. Posteriormente, foram calculados os índices de correlação. Para todas as análises, foi estabelecido o nível de significância de 5%, ou seja, resultados estatisticamente significativos estarão dentados por $p < 0,05$.

4 RESULTADOS

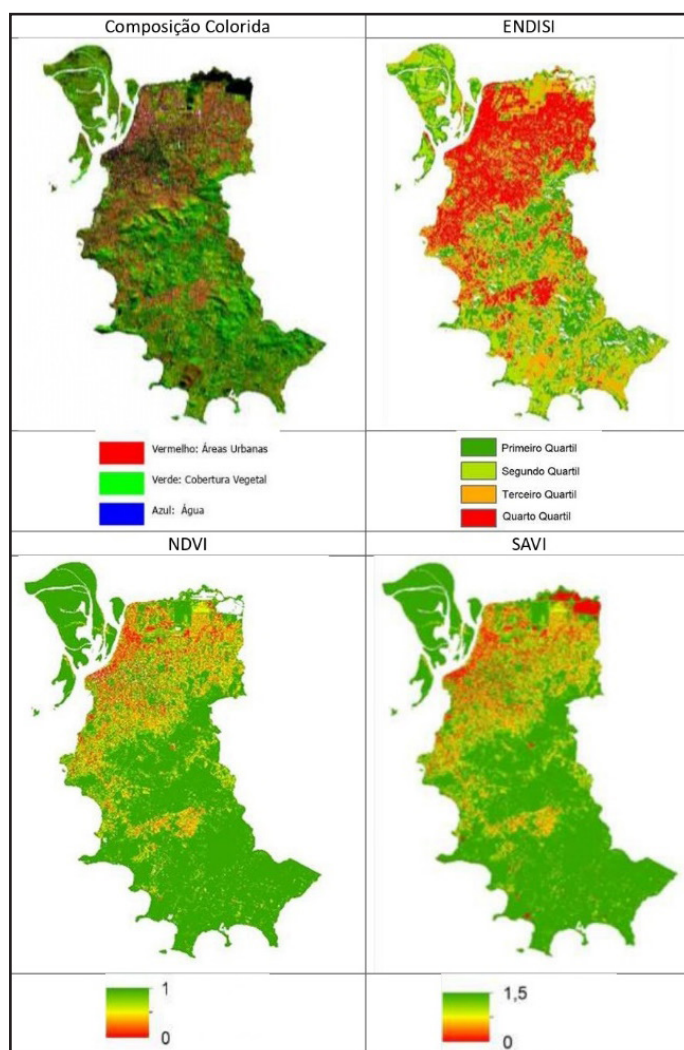
Observando a Figura 2, que contém os resultados dos índices analisados para todo o município de Porto Alegre, verifica-se que os pixels com os menores valores de NDVI e SAVI, próximos a zero, estão localizados nas áreas mais urbanizadas da cidade. Por outro lado, os pixels com os maiores valores de NDVI e SAVI, próximos de 1 e 1,5 respectivamente, estão situados nas áreas rurais ou menos urbanizadas de Porto Alegre.

Para o ENDISI, nota-se a presença de pixels referentes ao quarto quartil e às áreas impermeabilizadas nas zonas urbanas de Porto Alegre. No entanto, os pixels relacionados ao primeiro quartil e às áreas permeáveis estão situados nas zonas rurais do município.

Na Figura 3, percebe-se os valores de SAVI e ENDISI, além da composição colorida, para todos os bairros presentes na pesquisa. No NDVI e SAVI, os tons de vermelho indicam baixos valores de vegetação, o amarelo representa valores intermediários e o verde corresponde aos valores mais altos. Já no ENDISI, os valores foram classificados

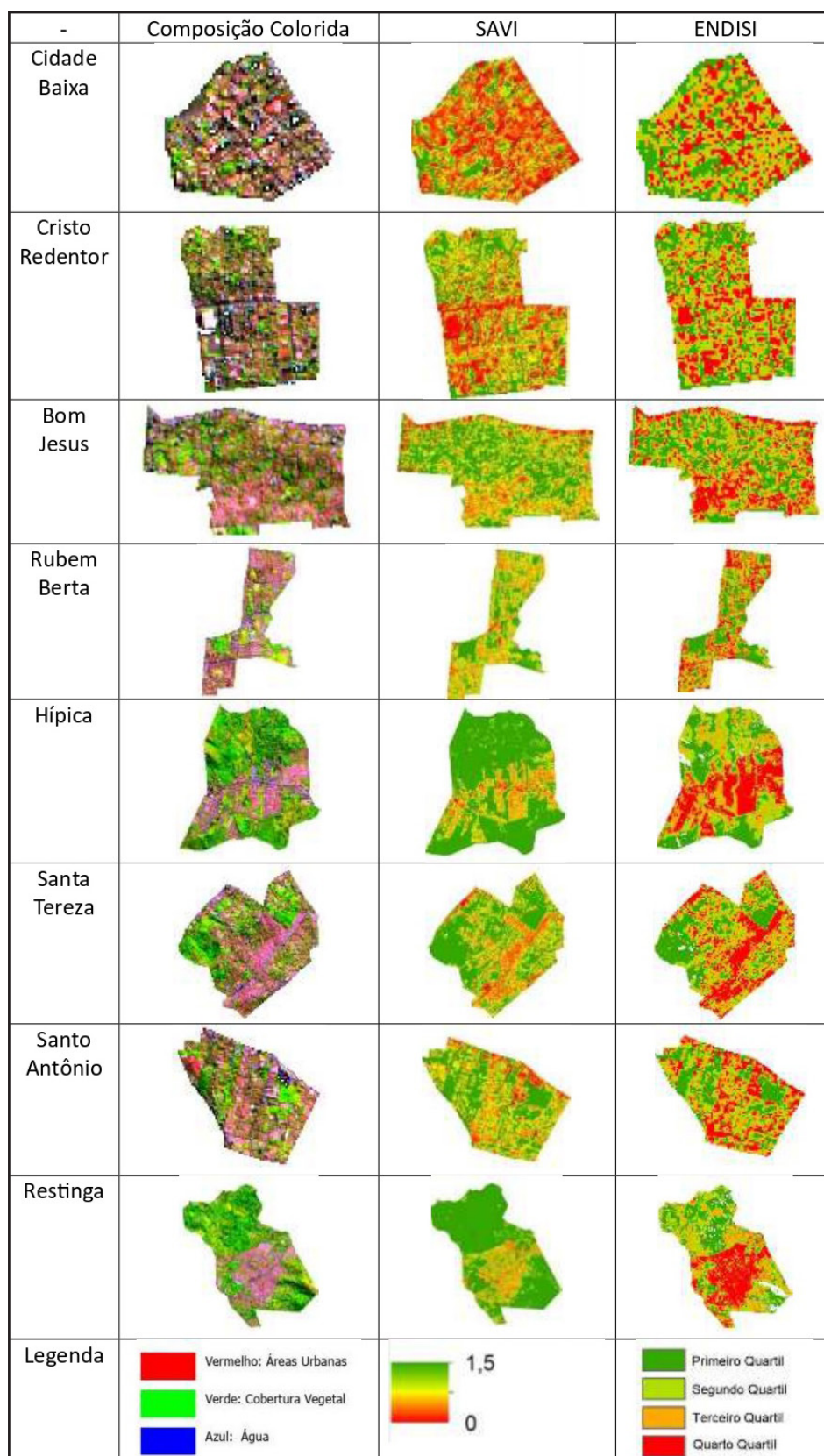
em quartis, em que o primeiro reúne os menores valores e o quarto concentra os maiores, associados à maior impermeabilização. É constatado que os bairros mais urbanizados e próximos da zona central, casos de Cidade Baixa, Cristo Redentor, Santo Antônio, Santa Tereza, Rubem Berta e Bom Jesus (Figura 1), possuem valores de SAVI próximos a zero, portanto, com menor quantidade de cobertura vegetal. O mesmo é verificado para o ENDISI, onde a maior parte dos pixels desses bairros se concentra no quarto quartil, logo, possuem uma grande quantidade de áreas impermeáveis. Em contrapartida, bairros mais afastados da zona central, como Hípica e Restinga, possuem uma grande quantidade de pixels com valores elevados de SAVI, portanto com maior cobertura vegetal. Além disso, também possuem mais áreas permeáveis, pois os pixels se concentram no primeiro quartil.

Figura 2 – Mapa de localização de Porto Alegre, com a indicação dos bairros selecionados



Fonte: Autores (2025)

Figura 3 – Conjunto de Mapas dos Bairros Analisados em Composição Colorida e com os Índices SAVI e ENDISI



Fonte: Autores (2025)

Analisando a frequência relativa a cada data dos dados utilizados nas análises estatísticas deste trabalho, observa-se constância nos dados percentuais. Cada data de análise representa 16,7% dos dados, sendo o menor conjunto de dados observado o de 108046 pixels, e o maior com 108118 pixels. Essa variação é natural visto que, pelas restrições impostas pelas fórmulas de cada índice – especialmente o ENDISI, conforme Equação 3 –, pode-se impedir o cálculo de um dos índices e, por consequência, eliminar o pixel da análise estatística. Apesar da oscilação no número de observações, não há variação na frequência relativa.

Foram, também, analisadas as frequências relativas por bairro, para as seis datas observadas e os resultados obtidos foram: Bom Jesus, 4,8%; Cidade Baixa, 1,8%; Cristo Redentor, 3,3%; Hípica, 23,9%; Restinga, 46,4%; Rubem Berta, 6,2%; Santa Tereza, 10,4%; e Santo Antônio, 3,2%. É possível identificar as diferenças entre os tamanhos (áreas) de cada bairro. Os maiores bairros observados, Hípica e Restinga, juntos correspondem a mais de 50% dos dados, enquanto bairros mais densamente ocupados, como Cidade Baixa e Cristo Redentor, correspondem a uma pequena frequência relativa.

Para verificar a normalidade dos dados, essencial nos casos de utilização de testes paramétricos, procedeu-se a realização do teste de Kolmogorov-Smirnov, com 5% de significância. Os resultados do pressuposto de normalidade resultaram na conclusão de que todas as variáveis testadas (NDVI, ENDISI, SAVI e SAVI norm) apresentam distribuição Normal ($p > 0,05$), sendo assim possível o emprego dos testes estatísticos paramétricos Análise de Variância (ANOVA) e teste de comparações múltiplas de médias de Tukey. Ainda, pode-se, a partir dos resultados do teste de normalidade, utilizar-se o coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis analisadas.

Os valores das correlações de Pearson entre as variáveis são apresentados na Tabela 2 e mostram que há: (i) correlação estatisticamente significativa moderada e inversa entre NDVI e ENDISI ($R = -0,7768$, $p < 0,05$); (ii) correlação estatisticamente significativa moderada e inversa entre SAVI normalizado e ENDISI ($R = -0,7423$, $p < 0,05$); (iii) correlação estatisticamente significativa forte e direta entre NDVI e SAVI normalizado

($R = 0,9322$, $p < 0,05$); (iv) correlação estatisticamente significativa moderada e inversa entre SAVI e ENDISI ($R = -0,7770$, $p < 0,05$); e (v) correlação estatisticamente significativa forte e direta entre NDVI e SAVI ($R = 0,9320$, $p < 0,05$).

Tabela 2 – Coeficientes de Correlação de Pearson calculados entre os índices de vegetação (NDVI e SAVI) e o índice de solo impermeabilizado (ENDISI) – análise geral ($n = 648.529$). *Teste de significância do coeficiente de Correlação Linear de Pearson

Relação	Coeficiente de Correlação	p-valor*
NDVI e ENDISI	-0,7768	<0,05
SAVI norm e ENDISI	-0,7423	<0,05
SAVI e ENDISI	-0,7770	<0,05
NDVI e SAVI	0,9320	<0,05
NDVI e SAVI norm	0,9322	<0,05

Fonte: Autores (2025)

Conforme resultados da Tabela 2, conclui-se que os índices de vegetação são fortemente correlacionados diretamente, independentemente do uso dos valores do SAVI ou do SAVI norm. Ainda, registra-se que há correlação moderada inversamente entre os índices de vegetação e o ENDISI, mostrando uma complementaridade entre solo impermeável e vegetação no conjunto total de dados (6 datas e 8 bairros).

Após a análise do conjunto total de dados, procedeu-se a análise estatística dos dados por índice e por bairros, visando o entendimento das diferenças de comportamento de cada variável nas diferentes regiões do município de Porto Alegre. Essa etapa iniciou pelos dados de NDVI, realizando-se o teste ANOVA entre os bairros, conforme Tabela 3.

Tabela 3 – Valores médios do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) – comparação entre bairros observados. *resultado do teste ANOVA com 5% de significância

Bairro	n	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	p-valor*
Bom Jesus	31429	-0,1210	1,0000	0,4440	0,2654	<0,001
Cidade Baixa	11399	-1,0000	1,0000	0,2797	0,2572	
Cristo Redentor	21432	-0,3009	1,0000	0,3560	0,2726	
Hípica	154709	-1,0000	1,0000	0,7364	0,3147	
Restinga	301181	-0,1297	1,0000	0,7686	0,2978	
Rubem Berta	40151	-0,2739	1,0000	0,4866	0,2764	
Santa Tereza	67689	-1,0000	1,0000	0,5644	0,3264	
Santo Antônio	20538	-0,3724	1,0000	0,5016	0,3044	

Fonte: Autores (2025)

Pelo resultado do teste ANOVA dos dados de NDVI por bairros (Tabela 3), com 5% de significância, é possível concluir que existem diferenças estatisticamente significativas entre as médias de NDVI na comparação entre os bairros observados ($p < 0,001$). Para identificar onde as diferenças entre médias de NDVI ocorrem entre os bairros e quais grupos são representados por médias homogêneas, procedeu-se a realização do teste de comparação de múltiplas médias de Tukey. Os resultados são apresentados na Tabela 4, onde pode-se verificar que as médias de NDVI ficam agrupadas em 8 grupos homogêneos, sendo a maior média observada no bairro Restinga e a menor média observada no bairro Cidade Baixa. O principal resultado neste teste foi que não existem agrupamentos homogêneos de bairros com médias iguais, ou seja, todos bairros diferem entre si, com relação à média de NDVI.

Tabela 4 – Grupos homogêneos de médias do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) – comparação entre bairros observados. *resultado obtido através do teste de comparações múltiplas de Tukey com 5% de significância. Médias dentro do mesmo grupo são, estatisticamente, iguais

Bairro	Grupos*							
	1	2	3	4	5	6	7	8
Cidade Baixa	0,2797							
Cristo Redentor		0,3560						
Bom Jesus			0,4440					
Rubem Berta				0,4866				
Santo Antônio					0,5016			
Santa Tereza						0,5644		
Hípica							0,7364	
Restinga								0,7686

Fonte: Autores (2025)

Foi realizado o teste ANOVA nos dados do ENDISI para os bairros. Os resultados são apresentados na Tabela 10. Pelo resultado do teste ANOVA dos dados de ENDISI (Tabela 5), com 5% de significância, é possível concluir que existem diferenças estatisticamente significativas entre as médias de ENDISI na comparação entre os bairros observados ($p < 0,001$). Para identificar onde as diferenças entre médias de ENDISI ocorrem entre os bairros e quais grupos são representados por médias

homogêneas, procedeu-se a realização do teste de comparações múltiplas de médias de Tukey (Tabela 6).

Tabela 5 – Valores médios do Índice de Solo Impermeabilizado (ENDISI) – comparação entre bairros observados. *resultado do teste ANOVA com 5% de significância

Bairro	n	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	p-valor*
Bom Jesus	31429	-0,9976	0,9666	0,6821	0,1840	<0,001
Cidade Baixa	11399	-0,9984	0,9412	0,7278	0,1755	
Cristo Redentor	21432	-0,9981	0,9620	0,7074	0,1774	
Hípica	154709	-1,0000	1,0000	0,0131	0,7122	
Restinga	301181	-1,0000	1,0000	-0,0676	0,7308	
Rubem Berta	40151	-0,9982	0,9334	0,5760	0,3853	
Santa Tereza	67689	-0,9983	0,9698	0,4070	0,5683	
Santo Antônio	20538	-0,9998	0,9592	0,5635	0,3722	

Fonte: Autores (2025)

Tabela 6 – Grupos homogêneos de médias do Índice de Solo Impermeabilizado (ENDISI) – comparação entre bairros observados. *resultado obtido através do teste de comparações múltiplas de Tukey com 5% de significância. Médias dentro do mesmo grupo são, estatisticamente, iguais

Bairro	Grupos*						
	1	2	3	4	5	6	7
Restinga	-0,0676						
Hípica		0,0131					
Santa Tereza			0,4070				
Santo Antônio				0,5635			
Rubem Berta				0,5760			
Bom Jesus					0,6821		
Cristo Redentor						0,7074	
Cidade Baixa							0,7278

Fonte: Autores (2025)

Pela análise do teste de Tukey dos dados de ENDISI (Tabela 6), verifica-se que as médias deste índice ficaram agrupadas em 7 grupos homogêneos, sendo a maior média observada no bairro Cidade Baixa e a menor média observada no bairro Restinga. O principal resultado neste teste foi que os bairros apresentam padrões

estatisticamente distintos em relação às médias de ENDISI, sendo semelhantes entre si, apenas, os bairros Santo Antônio e Rubem Berta.

Ainda sobre os testes ANOVA e Tukey, os dados de SAVI norm também foram analisados estatisticamente. Os resultados da ANOVA para o SAVI norm dos bairros são apresentados na Tabela 7, e possibilitam concluir, com 5% de significância, que existem diferenças estatisticamente significativas entre as médias de SAVI normalizado na comparação entre os bairros observados ($p < 0,001$). Para identificar onde as diferenças entre médias de SAVI norm ocorrem entre os bairros e quais grupos são representados por médias homogêneas, procedeu-se a realização do teste de comparações múltiplas de médias de Tukey. Os resultados estão apresentados na Tabela 8.

Tabela 7 – Valores médios do Índice de Vegetação Ajustado ao Solo normalizado (SAVI norm) – comparação entre bairros observados. *resultado do teste ANOVA com 5% de significância

Bairro	n	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	p-valor*
Bom Jesus	31429	-0,9231	0,9999	0,4695	0,2805	<0,001
Cidade Baixa	11399	-0,9929	0,9999	0,2949	0,2783	
Cristo Redentor	21432	-0,9921	0,9999	0,3759	0,2912	
Hípica	154709	-0,9956	0,9999	0,7450	0,3110	
Restinga	301181	-0,9936	0,9999	0,7781	0,2948	
Rubem Berta	40151	-0,2738	0,9999	0,5116	0,2824	
Santa Tereza	67689	-0,5207	0,9999	0,5829	0,3274	
Santo Antônio	20538	-0,9873	0,9999	0,5212	0,3093	

Fonte: Autores (2025)

Pela análise do teste de Tukey para os dados de SAVI norm (Tabela 8), verifica-se que as médias de SAVI norm ficam agrupadas em 8 grupos homogêneos, sendo a maior média observada no bairro Restinga e a menor média observada no bairro Cidade Baixa, assim como ocorreu nos dados de NDVI (Tabela 4). O principal resultado neste teste foi que não existem agrupamentos homogêneos de bairros com médias iguais, ou seja, todos bairros diferem entre si, com relação à média de SAVI norm.

Finalizados os testes ANOVA e Tukey para os bairros, procedeu-se a análise do coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis NDVI, SAVI norm e ENDISI por

bairros (Tabela 9), cujos resultados mostram que: os coeficientes de correlação de Pearson entre as variáveis NDVI e ENDISI apresentam correlações estatisticamente significativas moderadas e inversas; as variáveis NDVI e SAVI norm apresentam correlação de Pearson estatisticamente significativas fortes e diretos; e os índices SAVI norm e ENDISI apresentam correlação de Pearson estatisticamente significativos, de fracos a moderados, e inversos.

Tabela 8 – Grupos homogêneos de médias do Índice de Vegetação Ajustado ao Solo normalizado (SAVI norm) – comparação entre bairros observados. *resultado obtido através do teste de comparações múltiplas de Tukey com 5% de significância. Médias dentro do mesmo grupo são, estatisticamente, iguais

Bairro	Grupos*							
	1	2	3	4	5	6	7	8
Cidade Baixa	0,2949							
Cristo Redentor		0,3759						
Bom Jesus			0,4695					
Rubem Berta				0,5116				
Santo Antônio					0,5212			
Santa Tereza						0,5829		
Hípica							0,7450	
Restinga								0,7781

Fonte: Autores (2025)

O principal resultado da análise de correlação de Pearson por bairro (Tabela 9) é que, independentemente do bairro analisado, há uma forte correlação entre os dados de NDVI e SAVI norm, com valores de correlação de Pearson levemente mais altos nos bairros com maior área de cobertura vegetal, comparados aos valores dos bairros com ocupação urbana mais intensificada. Outro fator a ser analisado nos dados da Tabela 10 é a semelhança no comportamento dos valores de correlação de Pearson nas análises entre ENDISI e NDVI e entre ENDISI e SAVI norm. Contudo, as correlações entre ENDISI e SAVI são ligeiramente menores que as registradas para as correlações entre ENDISI e SAVI norm.

Tabela 9 – Coeficientes de Correlação de Pearson calculados entre os Índices de Vegetação (NDVI e SAVI) e Índice de Solo Impermeabilizado (ENDISI) – análise por bairro observado. *Teste de significância do coeficiente de Correlação Linear de Pearson

Relação	Bairro	Coeficiente de Correlação	p-valor*
NDVI e ENDISI	Bom Jesus	-0,565	<0,05
	Cidade Baixa	-0,522	
	Cristo Redentor	-0,524	
	Hípica	-0,775	
	Restinga	-0,784	
	Rubem Berta	-0,652	
	Santa Tereza	-0,713	
	Santo Antônio	-0,577	
NDVI e SAVI norm	Bom Jesus	0,852	<0,05
	Cidade Baixa	0,806	
	Cristo Redentor	0,841	
	Hípica	0,936	
	Restinga	0,930	
	Rubem Berta	0,887	
	Santa Tereza	0,922	
	Santo Antônio	0,882	
SAVI norm e ENDISI	Bom Jesus	-0,539	<0,05
	Cidade Baixa	-0,479	
	Cristo Redentor	-0,508	
	Hípica	-0,748	
	Restinga	-0,748	
	Rubem Berta	-0,616	
	Santa Tereza	-0,689	
	Santo Antônio	-0,564	

Fonte: Autores (2025)

Procedeu-se a análise do coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis NDVI, SAVI norm e ENDISI por data de observação (Tabela 10), e os resultados mostram que: as variáveis NDVI e ENDISI apresentam correlações estatisticamente significativas moderadas e inversas; as variáveis NDVI e SAVI norm apresentam coeficientes de correlação de Pearson estatisticamente significativas fortes e diretos; e as variáveis SAVI norm e ENDISI têm coeficientes de correlação estatisticamente significativos, de fraco a moderado, e inversos.

Ressalta-se, ao analisar a Tabela 10, que independentemente da data analisada, há uma forte correlação entre os dados de NDVI e SAVI norm, com valores de correlação

de Pearson levemente mais baixos nas datas 25/03/2020 e 05/03/2022. Outro fator importante é a semelhança no comportamento dos valores de correlação de Pearson nas análises entre ENDISI e NDVI e entre ENDISI e SAVI norm. Para algumas datas, os valores de correlação de ENDISI e NDVI e de ENDISI e SAVI norm são iguais (09/02/2019, 30/12/2020 e 04/01/2023). De forma geral, ao analisar a totalidade dos dados dos bairros selecionados por data, nota-se que há pouca variação entre os coeficientes de correlação apresentados.

Tabela 10 – Coeficientes de Correlação de Pearson calculados entre os Índices de Vegetação (NDVI e SAVI) e Índice de Solo Impermeabilizado (ENDISI) – análise por data observada. *Teste de significância do coeficiente de Correlação Linear de Pearson

Relação	Data	Coeficiente de Correlação	p-valor*
NDVI e ENDISI	11/03/2018	-0,765	<0,05
	09/02/2019	-0,762	
	25/03/2020	-0,786	
	30/12/2020	-0,799	
	05/03/2022	-0,763	
	04/01/2023	-0,791	
NDVI e SAVI norm	11/03/2018	0,962	<0,05
	09/02/2019	0,998	
	25/03/2020	0,823	
	30/12/2020	0,989	
	05/03/2022	0,834	
	04/01/2023	0,996	
SAVI norm e ENDISI	11/03/2018	-0,743	<0,05
	09/02/2019	-0,762	
	25/03/2020	-0,768	
	30/12/2020	-0,799	
	05/03/2022	-0,638	
	04/01/2023	-0,791	

Fonte: Autores (2025)

Para a análise da correlação entre o índice socioeconômico IMOBIndex e os índices NDVI, ENDISI e SAVI norm, primeiramente foi verificada a normalidade dos dados, realizando-se o teste de Kolmogorov-Smirnov. Como foi verificada a normalidade dos dados, procedeu-se o cálculo dos coeficientes de correlação de Pearson e de Spearman, com 5% de significância. Os valores dos coeficientes de correlação da

Pearson calculados são apresentados na Tabela 11, e o resultados mostram que os índices de vegetação (NDVI e SAVI norm) têm correlação moderada e inversa com o IMOBIndex. Ou seja, quando maior o valor médio do metro quadrado, menor é a média de índice de vegetação registrado. Já a relação entre ENDISI e IMOBIndex é moderada e direta, indicando que o valor médio do metro quadrado aumenta quando há um valor médio maior de solo impermeabilizado.

Tabela 11 – Coeficientes de Correlação de Pearson e de Spearman, calculados entre os índices NDVI, SAVI, ENDISI e IMOBIndex – análise por data observada. *indica correlação significativa entre as variáveis, com 5% de significância

Correlação	Pearson	Spearman
IMOBIndex x NDVI	-0,661*	-0,674*
IMOBIndex x ENDISI	0,511*	0,617*
IMOBIndex x SAVI norm	-0,598*	-0,589*

Fonte: Autores (2025)

5 DISCUSSÕES

A análise dos índices NDVI, SAVI e ENDISI nos oito bairros selecionados revelou alguns padrões urbanos. Dois grupos de bairros foram identificados com base no NDVI. O primeiro, com bairros como Hípica e Restinga, apresentou valores elevados de NDVI, devido à predominância de vegetação nas áreas periféricas. O segundo, com bairros mais urbanizados como Cidade Baixa e Cristo Redentor, mostrou valores baixos, devido à escassez de vegetação (Kuc; Chormanski, 2019; Phiri *et al.*, 2020). O SAVI teve comportamento semelhante ao do NDVI, com valores mais altos em áreas com vegetação densa. (Elvidge; Chen, 1995). Apesar disso, o SAVI sofreu menos influências de fatores como exposição do solo ou sombreamento de morros e edificações que o NDVI (Hu *et al.*, 2025).

O ENDISI, que avalia a permeabilidade do solo, dividiu bem as áreas permeáveis e impermeáveis. Os bairros Hípica e Restinga, com grande área verde e que não estão

na zona urbana consolidada, e.g., Cidade Baixa e Cristo Redentor, apresentaram maior quantidade de superfícies permeáveis, trazendo benefícios ambientais (Bai *et al.*, 2022).

Os índices mostraram correlações estatísticas significativas entre NDVI, SAVI e ENDISI. O comportamento moderado e inverso entre o NDVI/SAVI e o ENDISI foi esperado, já que áreas verdes têm valores altos no primeiro e baixos no segundo, e o oposto para áreas impermeáveis. A correlação entre os índices foi moderada, refletindo a mistura espectral nas áreas urbanas com resolução espacial de 20 m, uma vez que o ENDISI utiliza os comprimentos de onda do SWIR em seu cálculo, e essas bandas espectrais – do SWIR – possuem resolução espacial de 20 m. Assim, com tal resolução espacial, considera-se uma mistura espectral maior nos ambientes urbanos e, assim, valores mais baixos de correlação. Porém, os resultados revelaram que, mesmo com uma resolução de 20 m, é possível verificar um comportamento complementar de cobertura de superfície ao analisar SAVI ou NDVI com o ENDISI. A única exceção foi em 05/03/2022, quando a presença de queimadas alterou os resultados, especialmente nas análises envolvendo o SAVI.

Na análise das correlações entre os índices (NDVI x ENDISI, NDVI x SAVI e SAVI x ENDISI) por data de imageamento, registra-se valores muito próximos de correlação. Isso indica que, independentemente da data de análise, a observação dos critérios de insolação e de precipitação acumulada nos dias anteriores ao imageamento foram fundamentais para a constância das correlações entre datas. A correlação entre NDVI e ENDISI teve valores muito similares entre datas. Já a correlação entre SAVI e ENDISI teve uma variação maior entre datas, com atenção especial ao dia 05/03/2022, pelos motivos já apresentados.

Por fim, foi observada uma correlação entre os valores de NDVI e os preços de metro quadrado. Bairros com menor vegetação e mais centralizados, como Cidade Baixa e Cristo Redentor, apresentaram valores de metro quadrado mais altos. Por outro lado, o ENDISI é moderadamente correlacionado inversamente aos preços, com

áreas impermeáveis como Cidade Baixa e Cristo Redentor apresentando maiores valores no IMOBIndex.

6 CONCLUSÕES

A análise dos índices NDVI, SAVI e ENDISI, utilizando imagens Sentinel-2, foi eficaz para entender a cobertura do solo em Porto Alegre, integrando aspectos de vegetação e superfícies urbanas. A resolução espacial das imagens (10 a 20 metros) mostrou-se adequada ao propósito da pesquisa. Conclui-se que os índices NDVI, SAVI e ENDISI são essenciais para avaliar a vegetação e as superfícies impermeáveis de forma detalhada.

Foi identificada uma forte correlação entre os índices NDVI e SAVI, com padrões espaciais e temporais similares. Ambos apresentaram valores baixos nos bairros localizados nas zonas mais densamente urbanizadas (região central e Zona Norte) e valores mais altos em áreas periféricas. Poucas foram as diferenças quantitativas entre NDVI e SAVI, devendo-se explorar mais as possíveis diferenças entre esses índices em tipos de cobertura do solo distintos.

O ENDISI revelou-se eficaz na detecção de superfícies impermeáveis, especialmente relevante para Porto Alegre, uma cidade adjacente ao Lago Guaíba, sem a necessidade de remoção manual de água nas imagens. Utilizando-se este índice, foi possível verificar a expansão urbana de Porto Alegre, com maior presença de superfícies impermeáveis nos bairros menores e localizados próximos a maior disponibilidade de infraestrutura urbana (região central e Zona Norte).

No que se refere ao IMOBIndex, observou-se que os bairros com maiores valores de NDVI, i.e., com mais vegetação, tendem a ter preços mais baixos de metro quadrado que os bairros com menor cobertura vegetal, que apresentam maiores valores de metro quadrado devido ao acesso à infraestrutura urbana. A análise também revelou que as áreas com maior impermeabilização do solo, identificadas pelo ENDISI, coincidem com regiões de alta valorização imobiliária. Para futuras

investigações, é recomendada a expansão da série temporal e o uso de sensores de maior resolução espacial.

Sob a perspectiva espacial, a análise das imagens permite interpretar e validar os resultados estatísticos obtidos. As imagens derivadas dos índices evidenciam uma relação inversa entre a presença de vegetação e o grau de impermeabilização, indicando coerência entre os dados analisados. Observa-se que pixels com altos valores de índice de vegetação correspondem predominantemente a áreas vegetadas, enquanto pixels com elevados valores de ENDISI concentram-se nas regiões mais densamente urbanizadas, reforçando a consistência dos padrões identificados.

REFERÊNCIAS

ALFONSIN, B. M. **Da invisibilidade à regularização fundiária: a trajetória legal da moradia de baixa renda em Porto Alegre-século XX**. 2000.

ALI, M. I. *et al.* Detection of changes in surface water bodies urban area with NDWI and MNDWI methods. **International Journal on Advanced Science Engineering Information Technology**, v. 9, n. 3, p. 946-951, 2019.

ALMEIDA, N. L.; CAMPOS, H. Á. Dinâmica imobiliária da habitação em bairros adjacentes ao centro de Porto Alegre/RS. **Cadernos Metr  pole**, v. 24, p. 283-310, 2021.

ALMOHAMAD, H.; ALSHWESH, I. O. Evaluation of Index-Based Methods for Impervious Surface Mapping from Landsat-8 to Cities in Dry Climates; A Case Study of Buraydah City, KSA. **Sustainability**, v. 15, n. 12, p. 9704, 2023.

BAI, H. *et al.* Urban green space planning based on remote sensing and geographic information systems. **Remote Sensing**, v. 14, n. 17, p. 4213, 2022.

BHATTA, B. *et al.* Urban sprawl measurement from remote sensing data. **Applied geography**, v. 30, n. 4, p. 731-740, 2010.

BOEING, G. Spatial information and the legibility of urban form: Big data in urban morphology. **International Journal of Information Management**, v. 56, p. 102013, 2021.

CHANG, L. *et al.* Extracting urban water bodies from Landsat imagery based on mNDWI and HSV transformation. **Remote Sensing**, v. 14, n. 22, p. 5785, 2022.

CHAVEZ, P. S. Radiometric calibration of Landsat thematic mapper multispectral images. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 55, p. 1285-1294, 1989.

CHEN, J. *et al.* Enhanced normalized difference index for impervious surface area estimation at the plateau basin scale. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 13, n. 1, p. 016502-016502, 2019.

CHEN, J. *et al.* A comparative study of impervious surface extraction using Sentinel-2 imagery. **European Journal of Remote Sensing**, v. 53, n. 1, p. 274-292, 2020.

CONGEDO, L. Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. **Journal of Open-Source Software**, 6(64), 3172, 2021.

COPERNICUS. Sentinel-2 data products. Disponível em: <https://sentinels.copernicus.eu/sentinel-data-access/sentinel-products/sentinel-2-data-products>. Acesso em: 24 mar. 2026.

CORREIA FILHO, W. L. F. *et al.* The influence of urban expansion in the socio-economic, demographic, and environmental indicators in the City of Arapiraca-Alagoas, Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 25, p. 100662, 2022.

DE 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.

DHILLON, M. S. *et al.* Spatiotemporal fusion modelling using STARFM: Examples of Landsat 8 and Sentinel-2 NDVI in Bavaria. **Remote Sensing**, v. 14, n. 3, p. 677, 2022.

DIAS, T. S. **A Expansão da ocupação urbana sobre o relevo do município de Porto Alegre-RS**. 2011.

DIAS, T. S.; MOURA, N. S. V. Análise das intervenções na morfologia original e na dinâmica geomorfológica em áreas alagáveis do município de Porto Alegre-RS. **Geografia: dinâmicas, conflitos e proposições**. p. 96-114, 2017.

DOUSSET, B.; GOURMELON, F. Satellite multi-sensor data analysis of urban surface temperatures and landcover. **ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing**, v. 58, n. 1-2, p. 43-54, 2003.

ELVIDGE, C. D.; CHEN, Z. Comparison of broad-band and narrow-band red and near-infrared vegetation indices. **Remote sensing of environment**, v. 54, n. 1, p. 38-48, 1995.

GOLDEN, J. S.; KALOUSH, K. E. Mesoscale and microscale evaluation of surface pavement impacts on the urban heat island effects. **The international journal of pavement engineering**, v. 7, n. 1, p. 37-52, 2006.

GOOGLE EARTH WEBSITE, 2009. Disponível em: <http://earth.google.com/> . Acesso em: 31 out. 2024.

GUO, A. *et al.* Impact of urban morphology and landscape characteristics on spatiotemporal heterogeneity of land surface temperature. **Sustainable Cities and Society**, v. 63, p. 102443, 2020.

HALL, T.; BARRETT, H. **Urban geography**. Routledge, 2018.

HASENACK, H. **Influência de variáveis ambientais sobre a temperatura do ar na área urbana de Porto Alegre, RS**. 1989.

HU, J. *et al.* Aboveground Biomass Estimation of Highland Barley in Qinghai-Tibet Plateau—Exploring the Advantages of Time Series Data and Terrain Effects. **Remote Sensing**, v. 17, n. 4, p. 655, 2025.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote sensing of environment**, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988.

IBGE. **Censo Demográfico 2022**. 2022. Disponível em: <https://censo2022.ibge.gov.br/panorama/>. Acesso em: 19 jul. 2023.

JENSEN, J. R. **Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective**. Upper Saddle River NJ: Prentice Hall, 2006.

KAISER, E. A. **Dinâmicas da temperatura de superfície no município de Porto Alegre: diagnósticos e prognósticos a partir de sensoriamento remoto**. 2023.

KUC, G.; CHORMANSKI, J. Sentinel-2 imagery for mapping and monitoring imperviousness in urban areas. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 42, p. 43-47, 2019.

KUINCHTNER, A.; BURIOL, G. A. Clima do Estado do Rio Grande do Sul segundo a classificação climática de Köppen e Thornthwaite. *Disciplinarum Scientia | Naturais e Tecnológicas*, v. 2, n. 1, p. 171-182, 2001.

KUMAR, D.; SHEKHAR, S. Statistical analysis of land surface temperature-vegetation indexes relationship through thermal remote sensing. **Ecotoxicology and environmental safety**, v. 121, p. 39-44, 2015.

LI, C. *et al.* A comparative analysis of index-based methods for impervious surface mapping using multiseasonal Sentinel-2 satellite data. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 14, p. 3682-3694, 2021.

LUZ, G. A. *et al.* Relações entre temperatura do topo de atmosfera, da superfície da água e variáveis meteorológicas: lago Guaíba (RS). **Boletim de Geografia**. Vol. 37, n. 2 (2019), p. 166-185, 2019.

MISRA, G. *et al.* Status of phenological research using Sentinel-2 data: A review. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 2760, 2020.

MONTEIRO, C. **Porto Alegre e suas escritas: história e memórias da cidade**. Edipucrs, 2006.

MOURA, N. S. V. *et al.* Expansão urbana sobre compartimentos de relevo suscetíveis à inundação: Zona Sul do município de Porto Alegre, Rio Grande do Sul. **Pesquisas em Geociências**, v. 43, n. 3, p. 299-310, 2016.

NAVALGUND, R. *et al.* Remote sensing applications: An overview. **Current Science**, p. 1747-1766, 2007.

PHIRI, D. *et al.* Sentinel-2 data for land cover/use mapping: A review. **Remote Sensing**, v. 12, n. 14, p. 2291, 2020.

PORTO ALEGRE. LC 434, de 1º /12/ 1999. Dispõe sobre o Plano Diretor de Desenvolvimento Sustentável. Porto Alegre, 1999.

PROCempa. **IMOBIndex**. Porto Alegre, 2022. Disponível em: <https://imobindex.procempa.com.br/>. Acesso em: 15 jun. 2024.

PROCempa. **Orçamento Participativo de Porto Alegre – 25 anos**. Porto Alegre, 2015. Disponível em: http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/observatorio/usu_doc/livro_orcamento_participativo_de_porto_alegre_-_25_anos.pdf . Acesso em: 04 jun. 2024.

PROCempa. **Plano Diretor de Desenvolvimento Sustentável**. Porto Alegre, 2010. Disponível em: http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/spm/usu_doc/planodiretortexto.pdf. Acesso em: 04 jun. 2024.

RANAGALAGE, M. *et al.* Spatial analysis of urbanization patterns in four rapidly growing south Asian cities using Sentinel-2 Data. **Remote Sensing**, v. 13, n. 8, p. 1531, 2021.

REN, X. *et al.* Effect of infiltration rate changes in urban soils on stormwater runoff process. **Geoderma**, v. 363, p. 114158, 2020.

ROBINSON, J. Urban geography: world cities, or a world of cities. **Progress in Human Geography**, v. 29, n. 6, p. 757-765, 2005.

ROUSE, J. W. *et al.* Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS (Earth Resources Technology Satellite). In: **PROCEEDINGS OF THE THIRD ERTS SYMPOSIUM**, SP-351 Goddard Space Flight Center, 1973, Washington: NASA, 1973, p. 309–317.

SANTOS, M. **A natureza do espaço: técnica e tempo, razão e emoção**. Edusp, 2002.

SANTOS, M. **A Urbanização Brasileira**. São Paulo: Edusp, Ed. da Univ. de São Paulo, 2005.

SEMERARO, T. *et al.* Planning of urban green spaces: An ecological perspective on human benefits. **Land**, v. 10, n. 2, p. 105, 2021.

SKOUGAARD KASPERSEN, P. *et al.* Using Landsat vegetation indices to estimate impervious surface fractions for European cities. **Remote Sensing**, v. 7, n. 6, p. 8224-8249, 2015.

SOARES, P. R. R. Metropolização, aglomerações urbano-industriais e desenvolvimento regional no sul do Brasil. **Cadernos Metrópole**, v. 20, p. 15-34, 2018.

STROHAECKER, T. M. Atuação do público e do privado na estruturação do mercado de terras de Porto Alegre (1890-1950). Scripta Nova. **Revista electrónica de geografía y ciencias sociales**, v. 9, 2005.

SUN, X. *et al.* Quantitative estimation for the impact of mining activities on vegetation phenology and identifying its controlling factors from Sentinel-2 time series. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 111, p. 102814, 2022.

SZABO, S. *et al.* Specific features of NDVI, NDWI and MNDWI as reflected in land cover categories. **Acta Geographica Debrecina. Landscape & Environment Series**, v. 10, n. 3/4, p. 194, 2016.

VELHO, L. F. **Análise da temperatura de superfície e da ocupação urbana no município de Porto Alegre**. 2014.

VILLAÇA, F. **Espaço intra-urbano no Brasil**. São Paulo: Studio Nobel, 2001.

WENG, Q.; QUATTROCHI, D. A. **Urban remote sensing**. CRC press, 2018.

WONG, M. M. F. *et al.* High-resolution calculation of the urban vegetation fraction in the Pearl River Delta from the Sentinel-2 NDVI for urban climate model parameterization. **Geoscience Letters**, v. 6, p. 1-10, 2019.

XU, H. Extraction of urban built-up land features from Landsat imagery using a thematic oriented index combination technique. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 73, n. 12, p. 1381-1391, 2007.

YANG, X. X. (Ed.). Urban remote sensing: Monitoring, synthesis and modeling in the urban environment. **John Wiley & Sons**, 2021.

Contribuições de autoria

1 – Guilherme Rodrigues Camargo

Mestrado em Sensoriamento Remoto pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul
<https://orcid.org/0009-0007-6538-530X> • sabrina.silva@poa.ifrs.edu.br

Contribuição: Conceituação, metodologia, curadoria de dados, escrita – primeira redação, visualização

2 – Sabrina Letícia Couto da Silva

Doutorado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul

<https://orcid.org/0000-0001-6791-9036> • junir@unochapeco.edu.br

Contribuição: Conceituação, metodologia, curadoria de dados, escrita – primeira redação, visualização

3 – Luiz Felipe Velho

Doutorado em Sensoriamento Remoto pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul
<https://orcid.org/0000-0001-9543-7544> • lfvelho@gmail.com

Contribuição: Conceituação, metodologia, curadoria de dados, escrita – primeira redação, visualização

Como citar este artigo

CAMARGO, G. R.; SILVA, S. L. C.; VELHO, L. F. Uso do sensoriamento remoto na análise da superfície impermeabilizada e da cobertura vegetal em Porto Alegre/RS. **Geografia Ensino & Pesquisa**, Santa Maria, v. 30, e92838, 2026. Disponível em: 10.5902/2236499492838. Acesso em: dia mês abreviado. ano.