



Revista Brasileira de Gestão Urbana

scielo.br/urbe



Proposta metodológica para o cálculo e análise espacial de um Índice de Vulnerabilidade Intraurbana: Caso de Três Pontas, Minas Gerais

Methodological Proposal for the Calculation and Spatial Analysis of an Intra-Urban Vulnerability Index: Case of Três Pontas, Minas Gerais

Pedro Henrique Mesquita Silvério ^[a] 

Alfenas, MG, Brasil

^[a] Universidade Federal de Alfenas (UNIFAL)

Rafael de Oliveira Tiezzi ^[a] 

Poços de Caldas, MG, Brasil

^[a] Universidade Federal de Alfenas (UNIFAL)

Como citar: Silvério, P. M., & Tiezzi, R. O. (2026). Proposta metodológica para o cálculo e análise espacial de um Índice de Vulnerabilidade Intraurbana: Caso de Três Pontas, Minas Gerais. *urbe. Revista Brasileira de Gestão Urbana*, v. 18, e20240217, 2026. <https://doi.org/10.1590/2175-3369.018.e20240217>

Resumo

A escassez de dados detalhados em nível intraurbano no Brasil representa um desafio para a criação de índices de vulnerabilidade em escala de setor censitário, ferramentas cruciais para o planejamento e a alocação equitativa de recursos. Este estudo teve como objetivo principal propor e aplicar uma metodologia para o desenvolvimento de um Índice de Vulnerabilidade Intraurbana (IVI) utilizando dados do Censo

Demográfico de 2010 (IBGE). A metodologia foi testada no município de Três Pontas, Minas Gerais, abrangendo 88 setores censitários urbanos. Foram selecionados quatorze indicadores socioeconômicos e de infraestrutura, que foram submetidos à Análise de Componentes Principais (ACP) para a construção do índice. A ACP resultou em dois componentes principais que, conjuntamente, explicaram 71.80% da variância total dos indicadores: o Índice de Desenvolvimento Social Intraurbano (PC1) e o Índice de Privação de Recursos e Serviços Intraurbano (PC2). A subsequente análise espacial em ambiente SIG (QGIS) permitiu a identificação e o mapeamento das áreas vulneráveis. Notavelmente, a sobreposição de áreas com baixo desenvolvimento social (PC1 baixo) e alta privação de recursos e serviços (PC2 alto) revelou que 13.31% da população urbana reside em condições de vulnerabilidade crítica. A metodologia proposta demonstrou ser uma ferramenta eficaz para o diagnóstico da vulnerabilidade intraurbana, com potencial de replicação em outros municípios brasileiros com características e carências de dados similares.

Palavras-chave: Análise dos Componentes Principais. Índices baseados em área. Estratificação socioeconômica.

Abstract

The scarcity of detailed intra-urban data in Brazil poses a challenge for creating vulnerability indices at the census tract level, which are crucial tools for planning and equitable resource allocation. This study aimed to propose and apply a methodology for developing an Intra-Urban Vulnerability Index (IVI) using data from the 2010 Demographic Census (IBGE). The methodology was tested in the municipality of Três Pontas, Minas Gerais, covering 88 urban census tracts. Fourteen socioeconomic and infrastructure indicators were selected and subjected to Principal Component Analysis (PCA) for the index construction. PCA yielded two principal components that together explained 71.80% of the total variance of the indicators: the Intra-Urban Social Development Index (PC1) and the Intra-Urban Deprivation of Resources and Services Index (PC2). Subsequent spatial analysis in a GIS environment (QGIS) allowed for the identification and mapping of vulnerable areas. Notably, the overlap of areas with low social development (low PC1) and high deprivation of resources and services (high PC2) revealed that 13.31% of the urban population resides in conditions of critical vulnerability. The proposed methodology proved to be an effective tool for diagnosing intra-urban vulnerability, with a potential for replication in other Brazilian municipalities with similar characteristics and data deficiencies.

Keywords: Principal Component Analysis. Area-based indices. Socioeconomic stratification.

Introdução

Os fenômenos sociológicos que exercem uma influência substancial na qualidade de vida da população são representados nas relações humanas, econômicas e políticas. Dentre eles, estão a pobreza, desigualdade e o crescimento econômico, que impactam significativamente na esfera pessoal e coletiva (Reardon & Bischoff, 2011). A pobreza, por exemplo, pode levar a uma série de desafios, como fome, falta de acesso a serviços básicos de saúde e educação e exclusão social (Cuesta et al., 2024). A desigualdade, por sua vez, pode gerar tensões sociais, afetar a coesão social e a estabilidade política, além de limitar as oportunidades de desenvolvimento para as pessoas mais pobres (Pál et al., 2021).

Estes fenômenos manifestam-se de várias maneiras na sociedade, uma das quais é a concentração de riqueza em determinados estratos populacionais. Tal fenômeno ocorre quando um determinado estrato limitado da população detém a maior parte dos recursos para sobrevivência, o que frequentemente resulta em uma distribuição geográfica distinta e desigual (Panzera & Postiglione, 2020). Este cenário é compreendido por segregação residencial, caracterizada pela coexistência de diferentes classes sociais em regiões geograficamente distintas, proporcionando acesso desigual a oportunidades e recursos. Neste contexto, estratos com maior poder aquisitivo tendem a ocupar regiões de maior valorização e exclusividade, enquanto aqueles com menos recursos são relegados a áreas menos valorizadas e com escassez de recursos (Reardon & Bischoff, 2011).

Esses espaços geram vulnerabilidade espacial refere-se à condição multidimensional dos assentamentos, caracterizada por irregularidade e precariedade habitacional e urbana, incluindo déficit ou inadequação de infraestrutura básica como água, esgoto, energia e pavimentação, problemas de habitabilidade, e localização em áreas de risco (susceptibilidade a movimentos de massa e inundações) ou com gravames ambientais (como Áreas de Preservação Permanente e áreas protegidas) (Krause, 2022). Essas áreas são descritas por Santos (2021), como circuitos, divididos como superior e inferior, o primeiro originado da modernização tecnológica e caracterizado por atividades de larga escala, capital-intensivas e relações externas, e o inferior, resultado indireto dessa modernização, composto por atividades de pequena dimensão, intensivas em trabalho e com relações principalmente locais. A carência e vulnerabilidade socioeconômica, concentradas em populações de baixa renda residentes em áreas com pouco investimento, intensificam-se pela baixa acessibilidade e isolamento da malha urbana. Essa situação dificulta o acesso a bens e serviços, configurando uma marginalização econômica e geográfica (Santos, 2021).

A identificação de grupos populacionais em desvantagem geográfica requer a compreensão de sua complexidade e multidimensionalidade, resultantes da variedade de causas ou fatores interligados. A complexidade desses fenômenos reside na dificuldade de atribuir uma única causa ou fator à sua ocorrência ou desenvolvimento; em vez disso, fenômenos sociais geralmente envolvem um conjunto de relações diversas (Grzegorzczak & Jaczewska, 2015). Há diversas estratégias disponíveis para abordar essa complexidade, estas incluem, mas não se limitam, a técnicas de análise multivariada, com ênfase na redução da dimensionalidade (Johnson & Wichern, 2019). A redução da dimensionalidade busca reduzir o número de variáveis em um conjunto de dados, preservando a interpretabilidade (Rencher & Christensen, 2012). A aplicação dessas técnicas de redução da dimensionalidade torna-se especialmente útil quando voltadas a questões complexas. Ao simplificar a complexidade dos dados, favorece o

processo de identificação e interpretação, nesse cenário, permite desenvolver índices sintéticos capazes de representar cenários diversos.

Alguns exemplos de índices mais conhecidos, estão o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), medida da Organização das Nações Unidas que avalia a qualidade de vida em países através da saúde, educação e renda (UNDP, 2022). O IDH Municipal (IDHM) adequa esta medida para municípios brasileiros (IPEA, 2013). Por fim, o Índice de Gini, que mensura o coeficiente de desigualdade econômica em um país ou região (Panzera & Postiglione, 2019). Os índices baseados em área, que são fundamentais por fornecerem um meio de identificar regiões com desvantagens socioeconômicas, podem ser aperfeiçoados pela redução da dimensionalidade, característica que permite um direcionamento mais eficaz de políticas e recursos públicos para essas áreas (Azam & Rahman, 2022).

Existem métodos diversos de mensuração dos índices, desenvolvidos conforme a finalidade e os dados disponíveis, podendo ser apresentados em diversas escalas, como valores absolutos, percentuais ou escores normalizados (Krishnan, 2013). No entanto, existem limitações, como a possibilidade de não capturar as dimensões das faixas socioeconômicas e ser sensível à seleção e a qualidade das variáveis. O desenvolvimento de índices pode ser sensível a valores extremos (outliers), além de ser afetado pela escolha técnica de normalização dos dados (Jolliffe & Cadima, 2016).

A ACP (Análise de Componentes Principais) é uma técnica estatística amplamente utilizada para reduzir a dimensionalidade de um conjunto de dados multivariados, mantendo a maior parte da variação original. No contexto da avaliação da vulnerabilidade social a desastres naturais, a ACP tem sido aplicada para construir índices compostos que combinam múltiplos indicadores socioeconômicos (Azam & Rahman, 2022). De acordo com Jolliffe e Cadima (2016), o ACP é uma análise de dados adaptativa, usada para reduzir a dimensionalidade de grandes conjuntos de dados, enquanto aumenta a interpretabilidade. A ACP sintetiza novas variáveis que são funções lineares das variáveis originais, que sucessivamente maximizam a variância e que são não correlacionadas entre si. Essas novas variáveis são os CPs e são definidas pelo conjunto de dados em questão e não previamente.

No estudo conduzido por Vyas & Kumarannayake (2006), realizaram uma análise crítica dos índices socioeconômicos derivados de uma ACP. A pesquisa abordou a seleção de variáveis, preparação de dados e questões relacionadas ao agrupamento de dados, interpretação de resultados e estratificação das famílias por meio de índices socioeconômicos. Apesar de a ACP se mostrar eficaz para estratificar populações socioeconomicamente distintas, a análise e a interpretação dos resultados devem considerar os dados subjacentes.

Portanto, a seleção cuidadosa das variáveis para a ACP é vital para garantir a acurácia na mensuração da desigualdade intraurbana ao longo do tempo. A pesquisa de Libório et al. (2022) detalha que a criação de indicadores de desigualdade intraurbana pode ter variações dependendo dos objetivos e dos dados disponíveis, podendo ser apresentados em diferentes formas como valores absolutos, percentuais ou escores normalizados. Dessa forma, é importante avaliar cuidadosamente as limitações dos dados e da análise no desenvolvimento de índices, bem como, considerar outras abordagens, dependendo do contexto e do objetivo (Wang & Wan, 2022).

A Análise de Componentes Principais (ACP), apesar de sua utilidade, pode não abranger todas as dimensões da desigualdade socioeconômica presentes nos dados. Dessa forma, torna-se necessária a

incorporação de outras técnicas de análise. Em um estudo conduzido em Bangladesh, Azam & Rahman (2022) aplicaram uma metodologia de SIG para avaliar a vulnerabilidade espacial do país frente às mudanças climáticas e eventos extremos. Através de análise multivariada geoespacial, o estudo identificou áreas vulneráveis e representou a distribuição espacial da vulnerabilidade. Os autores enfatizam a importância de ações de mitigação e adaptação específicas para cada setor e localidade, além de destacarem a influência da qualidade dos dados em estudos dessa natureza.

Finalmente, o estudo de Wang et al. (2021) apresenta a criação de um índice de privação de área para os condados da China, usando dados do censo de 2010. O índice foi baseado em quatro domínios de privação: educação, saúde, condições de vida e renda. O estudo ressalta a importância e os desafios de desenvolver um índice de privação de área em países de baixa e média renda, oferecendo insights valiosos para pesquisadores e profissionais em políticas públicas e desenvolvimento.

A seleção de Três Pontas, Minas Gerais, como estudo de caso para esta pesquisa justifica-se por sua relevância como cidade média brasileira, um estrato urbano crucial para a compreensão das dinâmicas de desigualdade e urbanização no país, frequentemente ofuscado pelas análises focadas nas grandes metrópoles. Nesse contexto, o objetivo central deste trabalho é propor e validar uma metodologia para a construção e análise espacial de um Índice de Vulnerabilidade Intraurbana (IVI), utilizando dados censitários (IBGE, 2013) em nível de setor. Especificamente, busca-se, por meio desta proposta metodológica: (1) selecionar e tratar indicadores socioeconômicos e de infraestrutura pertinentes à vulnerabilidade; (2) empregar a ACP para agregar esses indicadores e definir as dimensões do índice; (3) aplicar a metodologia desenvolvida para identificar, mapear e analisar a distribuição espacial da vulnerabilidade nos setores censitários urbanos de Três Pontas; e, conseqüentemente, (4) oferecer uma ferramenta analítica robusta que possa subsidiar a mensuração das disparidades socioespaciais intraurbanas e o planejamento de políticas públicas mais equitativas em contextos similares.

Materiais e Métodos

O método aplicado para construir o índice de vulnerabilidade foi adaptado de Krishnan (2013) e Wang et al. (2021). Ambos os trabalhos seguem às fases adaptadas abaixo:

- Identificação de variáveis capazes de explicar e cartografar as disparidades socioeconômicas entre as comunidades.
- Transformação dos indicadores em casos onde a distribuição possa não ser linear, assegurando assim o cumprimento das premissas de técnicas paramétricas como a correlação de Pearson.
- Eliminação de valores atípicos (*outliers*), uma vez que a ACP é sensível a estes dados discrepantes.
- Inspeção da matriz de correlação com o objetivo de identificar correlações extremamente baixas ou altas, a fim de evitar o uso de indicadores pouco significativos correlações de interesse.

- Realização dos testes de confiabilidade, incluindo o coeficiente alfa de Cronbach e o coeficiente ômega de McDonald, para avaliar a consistência dos indicadores fundamentais dos componentes.
- Cálculo do índice e categorização das áreas em clusters para facilitar a interpretação e a compreensão dos resultados obtidos.

Área de estudo

Situada no sul do estado de Minas Gerais, a cidade de Três Pontas (-21.37°S , -45.51°W) encontra-se em uma região montanhosa, com altitudes oscilando entre 800 e 1,200 metros acima do nível do mar, distante cerca de 290 quilômetros de Belo Horizonte, a capital estadual. Com uma população de 55,259 mil habitantes, uma densidade populacional de 80.11 hab./km² e uma área territorial de 689,794 km², o município apresenta características demográficas específicas (Figura 1) (IBGE, 2021).

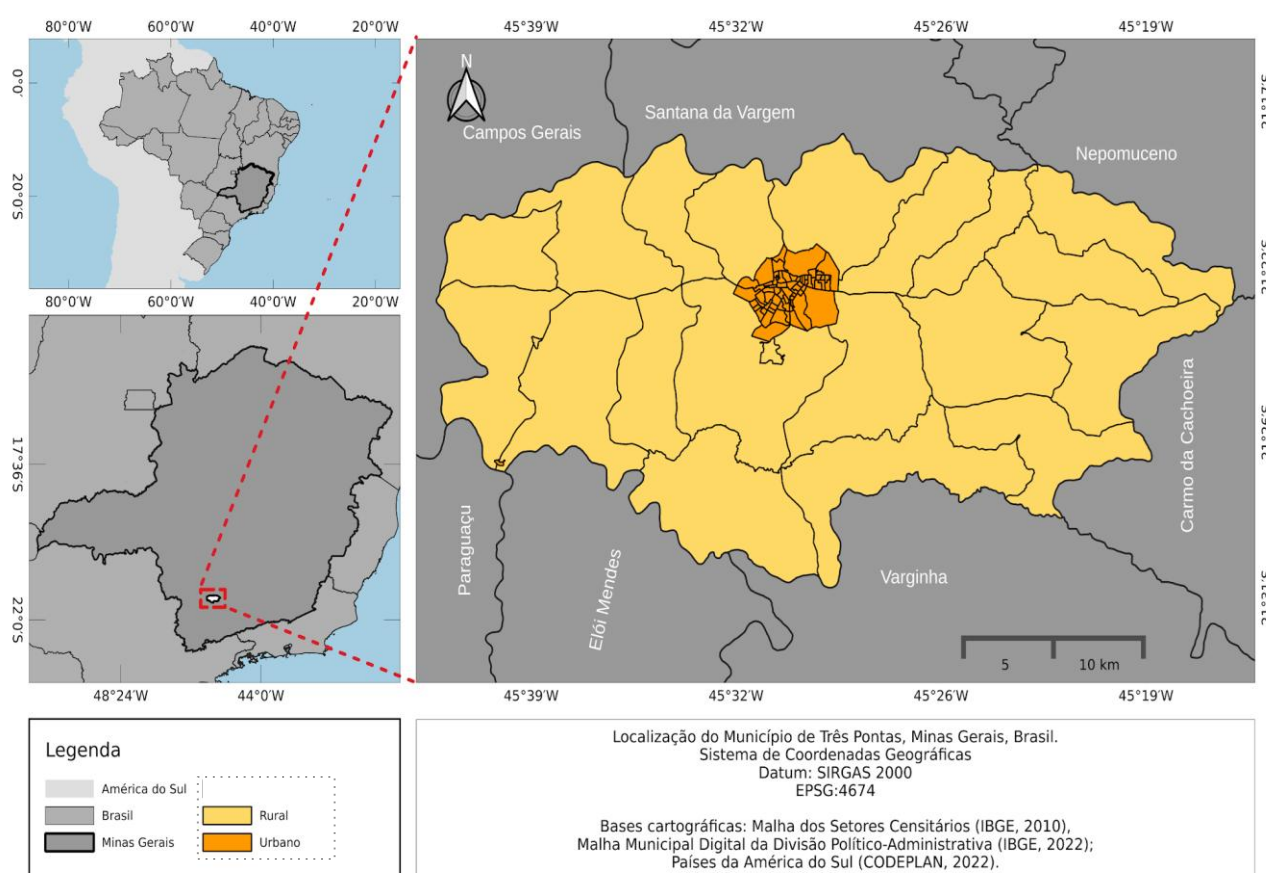


Figura 1 - A área de estudo e os setores censitários. Fonte: Elaborado pelo autor.

Importação do banco de dados

O presente estudo foi conduzido a partir de um conjunto de dados (secundários) abrangentes coletados e divulgados pelo Censo Demográfico de 2010, composto por 23 planilhas distintas. Dados de agregados censitários sobre a população e domicílios (conjunto familiar), permitindo uma análise

profunda das características socioeconômicas da área de estudo. Para esse estudo, empregou-se conteúdos da planilha básica, domicílios, pessoas e renda. As informações básicas (Basico) fornecem um panorama geral da população e dos domicílios, enquanto as categorias Domicilio01 e Domicilio02 detalham as características das unidades habitacionais, incluindo tipo de moradia, condições de saneamento e acesso a serviços básicos (IBGE, 2022b).

A categoria Entorno01 complementa a análise ao fornecer informações sobre as características do entorno dos domicílios, como infraestrutura urbana, acesso a áreas verdes e equipamentos públicos. As categorias Pessoa01, Pessoa03 e Pessoa13 fornecem dados sociodemográficos detalhados dos indivíduos, como idade, gênero, nível de escolaridade, renda e situação no mercado de trabalho. Por fim, a categoria Responsavel01, Responsavel02 e ResponsavelRenda detalham as características dos responsáveis pelas unidades habitacionais, como renda, nível de escolaridade e ocupação profissional.

Seleção, tratamento e conversão dos indicadores

A investigação contou com a integração de dados tabulares (planilhas, extensão “.csv”) com dados espaciais (*shapefile*, malha dos setores censitários, extensão “.shp”) no *software* QGIS. Essa integração permitiu a análise conjunta das informações socioeconômicas e da localização geográfica dos setores censitários, possibilitando uma compreensão mais profunda das disparidades espaciais e da distribuição dos recursos na área de estudo (IBGE, 2022a).

Os dados tabulados passaram por diversas etapas de tratamento, incluindo a correção dos tipos das colunas, a substituição dos dados faltantes pela média da coluna e a limpeza de valores com erro de formatação. Essas medidas visam garantir a integridade e a consistência dos dados antes de prosseguir para análises mais avançadas. Posteriormente, foram calculadas a partir das variáveis primárias os respectivos indicadores, proporcionando uma base sólida para as análises subsequentes (Tabela 1).

Tabela 1 - Indicadores considerados para a composição do Índice Vulnerabilidade Intraurbano

Indicador/Descrição	Equação
AR-01: Responsáveis com renda inferior a um salário Proporção de responsáveis com rendimento salarial inferior a um salário-mínimo.	$(\text{ResponsavelRenda_V001} + \text{ResponsavelRenda_V002}) / \text{Responsavel02_V001}$
AR-02: Insegurança habitacional Proporção de domicílios que enfrentam condições de moradia instáveis ou inadequadas.	$(\text{Domicilio02_V009} + \text{Domicilio02_V010} + \text{Domicilio02_V011}) / \text{Domicilio01_V002}$
AR-03: População acima de 76 anos Proporção de pessoas na população que possuem 76 anos ou mais.	$(\text{Soma de Pessoa13_V111 até Pessoa13_V134}) / \text{Basico_V002}$
AR-04: Superlotação domiciliar Densidade de pessoas vivendo em um domicílio, ajustada por um fator constante.	$(\text{Basico_V002} / \text{Basico_V001}) / 3.35^*$
AR-05: Mulheres responsáveis Proporção de mulheres que são responsáveis por um domicílio.	$(\text{Responsavel01_V001} / \text{Responsavel02_V001})$
ED-01: Crianças alfabetizadas tardiamente (10 aos 14 anos) Proporção de crianças entre 10 e 14 anos que foram alfabetizadas tardiamente.	$(\text{Pessoa01_V007} + \text{Pessoa01_V008} + \text{Pessoa01_V009} + \text{Pessoa01_V010} +$

Indicador/Descrição	Equação
	$\frac{\text{Pessoa01_V011}}{(\text{Pessoa13_V044} + \text{Pessoa13_V045} + \text{Pessoa13_V046} + \text{Pessoa13_V047} + \text{Pessoa13_V048})}$
ED-02: Pessoas alfabetizadas de 60 aos 80 anos de idade Proporção de pessoas entre 60 e 80 anos que são alfabetizadas.	$\frac{(\text{Soma de Pessoa01_V057 até Pessoa01_V077})}{\text{Basico_V002}}$
ED-03: Responsáveis e familiares alfabetizados Proporção de responsáveis e familiares em um domicílio que são alfabetizados.	$\frac{(\text{Soma de Pessoa01_V078 até Pessoa01_V084})}{\text{Basico_V002}}$
ED-04: Conviventes alfabetizados com 10 ou mais anos Proporção de alfabetizados entre indivíduos com 10 anos ou mais em coabitação.	$\frac{\text{Pessoa01_V085}}{\text{Basico_V002}}$
PR-01: Sem cobertura da coleta de resíduos sólidos Proporção de domicílios sem acesso à coleta regular de resíduos sólidos.	$\frac{(\text{Soma de Domicilio01_V038 até Domicilio01_V041})}{\text{Domicilio01_V002}}$
PR-02: Sem acesso à rede elétrica Proporção de domicílios sem acesso à eletricidade.	$\frac{(\text{Domicilio01_V046}}{\text{Domicilio01_V002})}$
PR-03: Sem acesso à iluminação pública Proporção de domicílios sem iluminação pública adequada.	$\frac{(\text{Entorno01_V009} + \text{Entorno01_V011} + \text{Entorno01_V013})}{\text{Entorno01_V001}}$
PR-04: Domicílios sem condições básicas Proporção de domicílios sem acesso a condições básicas de moradia, como água potável e saneamento.	$\frac{(\text{Domicilio01_V023} + \text{Domicilio01_V034} + \text{Domicilio01_V046})}{\text{Domicilio01_V002}}$
PR-05: Moradores em condições precárias** Proporção de pessoas vivendo em condições precárias de moradia.	$\frac{(\text{Domicilio02_V029} + \text{Domicilio02_V041})}{\text{Basico_V002}}$

*Um domicílio em condições precárias refere-se a uma habitação que não atende aos padrões mínimos de qualidade e segurança estabelecidos pelo IBGE (2022b); **A taxa de ocupação residencial obtida pelo valor médio de 82 setores censitários urbanos de Três Pontas (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2012); AR (Autonomia de Renda); ED (Educação); PR (Privação de Recursos e Serviços).

Fonte: elaborado pelo autor.

Após a obtenção dos indicadores, os valores dos componentes foram gerados por meio do *software* Jamovi e posteriormente exportados formatados em ".csv". Em seguida, o arquivo ".csv" foi importado para o QGIS, onde ocorreu a união com a camada de malha dos setores censitários (".shp") usando uma mesma coluna de identificação dos setores (nas tabelas "Cod_setor" no shape "GEOCODI"). Essa integração entre os dados tabulados e a camada espacial permitiu análises georreferenciadas mais abrangentes e detalhadas, enriquecendo a compreensão dos padrões e relações presentes na base de dados.

Remoção dos indicadores significativamente irrelevantes

Para assegurar a confiabilidade da ACP, é imprescindível que o banco de dados da amostra seja depurado de indicadores irrelevantes ou com correlação insignificante (Figura 2). A inclusão desses indicadores pode distorcer a análise e dificultar a identificação de padrões relevantes. Com o intuito de eliminar tais indicadores, uma matriz de correlação completa dos conjuntos de dados foi computada

utilizando o *software* Jamovi, versão 2.5.3 (Kyle Hamilton, 2017). Mediante a análise desta matriz, identificaram-se e removeram-se os indicadores que exibiam coeficientes de correlação inferiores a 0.3. Essa abordagem criteriosa assegura que a ACP seja conduzida com um conjunto de dados coeso e isento de informações redundantes ou irrelevantes.

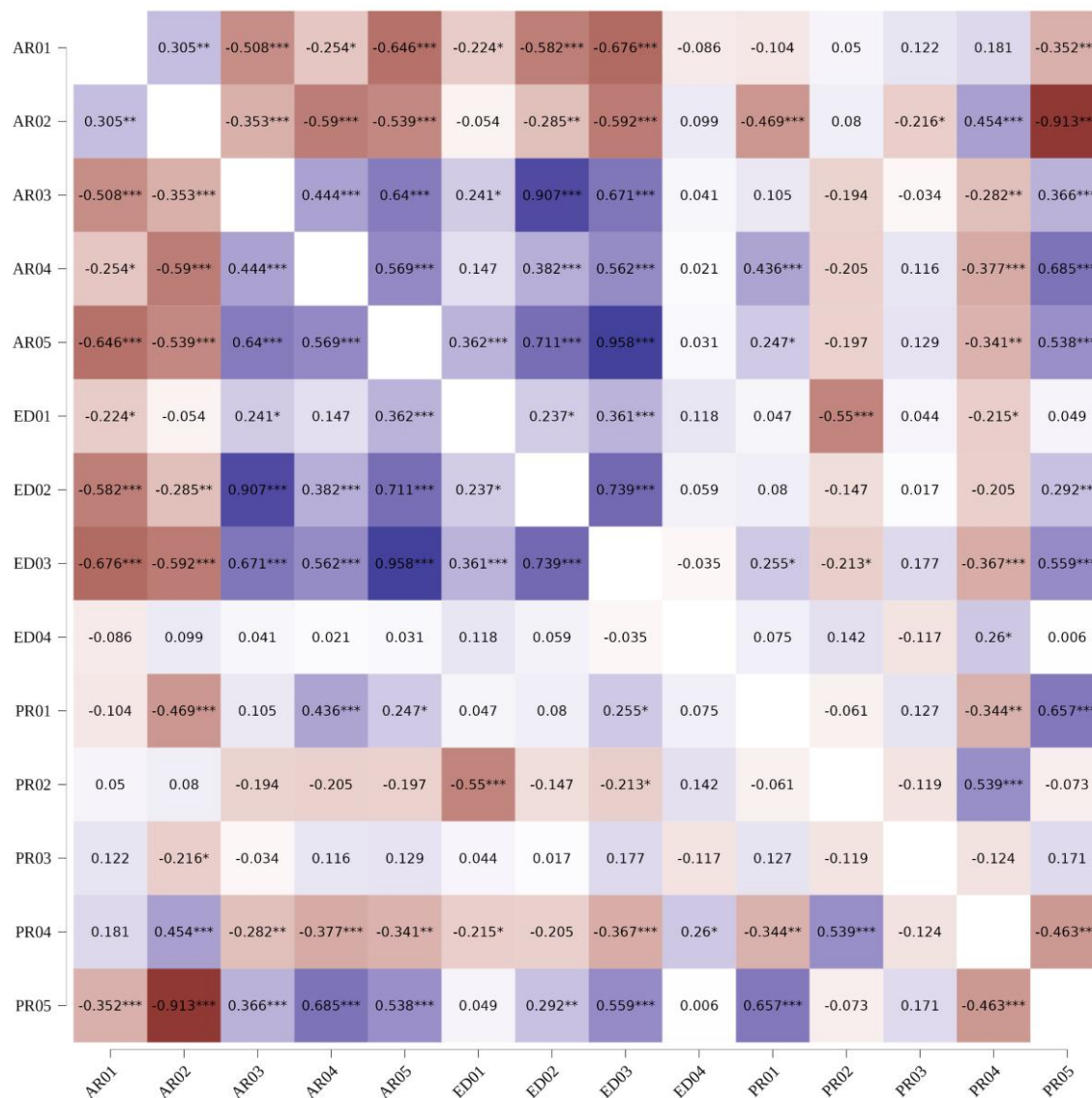


Figura 2 - Matriz de correlação dos 14 indicadores selecionados para pesquisa. * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$. Fonte: Elaborado pelo autor.

Análise da correlação intra-dimensional

A metodologia iniciou com o cálculo do coeficiente de correlação r de Pearson para cada dimensão (Autonomia de Renda, Educação e Privação de Recursos e Serviços), visualizado em um mapa de calor (Figura 3). Essa análise intradimensional buscou verificar a consistência interna dos indicadores em cada dimensão predefinida, confirmando se estavam significativamente correlacionados, o que justificaria sua agrupamento. A Figura 3 validou a coesão interna dos indicadores em cada constructo

teórico, assegurando que cada dimensão fosse representada por um conjunto de variáveis internamente consistentes antes da aplicação da Análise de Componentes Principais (ACP). A definição das dimensões subjacentes da vulnerabilidade intraurbana combinou a estrutura empírica dos dados com fundamentos teóricos consolidados. As variáveis iniciais, do Censo Demográfico de 2010 (IBGE, 2013), foram selecionadas por representarem múltiplos aspectos da vulnerabilidade urbana, como déficits socioeconômicos, perfis demográficos específicos e a precariedade habitacional e de acesso a serviços essenciais. Esses constructos são amplamente discutidos na literatura sobre exclusão social e vulnerabilidade (Cuesta et al., 2024; Azam e Rahman, 2022).

A ACP foi a técnica estatística central para operacionalizar e identificar essas dimensões latentes. Ela condensa um conjunto de variáveis intercorrelacionadas em um número menor de componentes ortogonais, retendo a maior parte da variância total dos dados e revelando as estruturas subjacentes (Hair et al., 2009; Jolliffe, 2002).



Figura 3 - Matriz de correlação dos indicadores intra-dimensãoal. Fonte: Elaborado pelo autor.

Teste de adequação

Antes da aplicação da ACP, é crucial a verificação do conjunto de dados da amostra quanto à adequação técnica. Diversas estatísticas podem ser utilizadas para essa avaliação, como a medida Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett (Shrestha, 2021). O KMO, que varia entre 0 e 1, indica a adequação da amostragem. Valores acima de 0.50 são considerados adequados para ACP (Ledesma & Valero-Mora, 2006).

O teste de Bartlett verifica se a matriz de correlação é uma matriz identidade, o que significaria que as variáveis não estão relacionadas e, portanto, não adequadas para a detecção de estrutura. Neste teste, a estatística qui-quadrado e o grau de liberdade dos conjuntos de dados amostrais devem apresentar um nível de significância inferior a 0.05 para serem considerados adequados (Jolliffe & Cadima, 2016).

No presente estudo, tanto o teste KMO quanto o teste de Bartlett foram calculados através dos testes fatoriais disponíveis no software Jamovi. A análise desses testes permitiu determinar se o conjunto de dados da amostra é adequado para a aplicação da ACP, garantindo a confiabilidade dos resultados obtidos.

Análise dos componentes principais

Um índice composto foi criado para a cidade de Três Pontas, utilizando as variáveis principais do Censo Demográfico de 2010 do Brasil. Foram consideradas 71 variáveis compiladas e/ou calculadas em 14 indicadores, com base em uma amostra de 88 setores censitários. Esse índice está associado às condições socioeconômicas da região, sendo o menor nível de análise o setor censitário. Após a normalização do banco de dados e a realização dos testes estatísticos, a ACP foi aplicada aos conjuntos de dados. Essa etapa foi conduzida através do *software* Jamovi, que permitiu a geração dos escores de cada componente principal. Os escores gerados na ACP foram então integrados ao QGIS por meio da ferramenta "União", utilizando a mesma metodologia descrita anteriormente. Essa integração permitiu a visualização espacial dos resultados da ACP, facilitando a análise e interpretação dos padrões espaciais identificados.

Maximizando a variância e simplificando a interpretação

Após determinar o número ideal de PCs, a rotação *Varimax* foi empregada para otimizar a distribuição das variâncias e facilitar a interpretação dos resultados. Essa técnica empregada em estudos baseados em ACP, visa maximizar as variâncias explicadas pelos PCs com autovalores menores, aproximando-os de um cenário mais estável e interpretável (Kaiser, 1958). No presente estudo, a rotação *Varimax* foi realizada no Jamovi. Essa ferramenta permitiu a obtenção dos maiores valores absolutos das cargas rotacionadas *Varimax*, que foram utilizados como pesos de variáveis e também como base para o agrupamento das variáveis nos PCs retidos.

Teste de consistência interna dos CPs

Com o intuito de garantir a confiabilidade das medidas e a robustez dos resultados, uma análise minuciosa da consistência interna dos CPs foi conduzida. Para este propósito, foram utilizados tanto o coeficiente alfa de Cronbach, uma estatística amplamente reconhecida para avaliar a confiabilidade de escalas com múltiplos itens, quanto o coeficiente ômega de McDonald (Cronbach, 1951; McDonald, 1999). O alfa de Cronbach varia entre 0 e 1, e valores mais próximos de 1 indicam uma maior consistência interna e confiabilidade dos itens. Neste estudo, um valor de alfa de Cronbach superior a 0,65 foi considerado aceitável para a inclusão dos indicadores nos grupos de CP. Adicionalmente, o teste W de McDonald foi empregado para identificar possíveis subgrupos de itens com baixa consistência interna (abaixo de 0,70), complementando assim a análise. Esta medida adicional permitiu a detecção e remoção de itens que, devido à sua baixa correlação com os demais, poderiam distorcer os resultados da análise.

Identificação de clusters de vulnerabilidade por setor

Após a agregação dos indicadores em CPs, a etapa final envolveu a identificação de clusters de vulnerabilidade setoriais. Para tanto, foi empregado o método de Classificação por Jenks (quebra natural), uma técnica de análise de cluster (AC) comumente utilizada no QGIS e adequada para classificar mapas temáticos com alta variância (QGIS, 2022).

Resultados e Discussão

A abordagem analítica focal para o presente estudo é a ACP. No entanto, algumas estatísticas de teste foram realizadas nos conjuntos de dados de amostra para garantir antecipadamente a adequação do ACP. Examinando a matriz de correlação dos 14 indicadores de dados inicialmente selecionados, 4 indicadores foram eliminados devido a correlações insignificantes e 2 foram removidos por correlação negativa com os componentes. Oito indicadores adicionados (Tabela 2) foram submetidos à avaliação da adequação e esfericidade da amostragem para aplicação da ACP. A adequação da amostra foi verificada através do índice KMO, que apresentou um valor de 0.739 para o conjunto de dados como um todo. A análise individual dos indicadores também revelou valores de KMO superiores a 0.5 para todos os itens, confirmando a adequação dos dados da amostra para a ACP. O teste de esfericidade de Bartlett, por sua vez, resultou em um valor p inferior a 0.001, reforçando a viabilidade da aplicação da ACP neste conjunto de dados.

Tabela 2 - Medida de adequação de amostragem de KMO

Indicadores	KMO
Global	0.739
ED02 - Pessoas alfabetizadas de 60 aos 80 anos de idade.	0.706
ED03 - Responsáveis e familiares alfabetizados.	0.752
AR03 - População acima de 76 anos.	0.707
AR05 - Mulheres responsáveis.	0.761
AR04 - Superlotação domiciliar.	0.877
PR05 - Moradores em condições precárias.	0.708

Indicadores	KMO
PR01 - Sem cobertura da coleta de resíduos sólidos.	0.674
PR02 - Sem acesso à rede elétrica.	0.614

Fonte: elaborado pelo autor.

A presente análise corrobora os resultados de estudos anteriores que também empregaram a ACP em contextos semelhantes. No trabalho de Barrozo et al. (2020), desenvolvido no Brasil, o índice KMO obtido para o GeoSES (um índice socioeconômico baseado em dados do Censo Demográfico de 2010) foi de 0.85, demonstrando a adequação dos dados para a análise fatorial utilizada na construção do índice. O GeoSES incorpora sete dimensões socioeconômicas: educação, mobilidade, pobreza, riqueza, renda, segregação e privação de recursos e serviços. Bazo Zambrano et al., (2022), ao construir um índice de vulnerabilidade climática, obteve um valor de KMO de 0.74 para a ACP. Wang et al. (2021), ao desenvolver o Índice de Deprivação de Área do Condado (CADI), alcançou um valor de KMO de 0.85.

Os resultados da análise da adequação e esfericidade dos dados, tanto no presente estudo quanto nos trabalhos mencionados, fornecem fortes indícios de que a ACP é uma ferramenta adequada para a análise dos conjuntos de dados em questão. Os valores de KMO superiores a 0.5 e a significância estatística do teste de Bartlett indicam que os dados possuem a correlação e a dispersão adequadas para a aplicação da ACP, permitindo a extração de componentes principais relevantes e a redução da dimensionalidade dos dados sem perda significativa de informação. Os resultados do teste de consistência interna dos setores dos sub-índices de Desenvolvimento Social e Privação de Recursos e Serviços, utilizando o alfa de Cronbach (α) e o ômega de McDonald (ω), comumente usados para avaliar a confiabilidade de escalas psicométricas e indicar o grau de inter-relação entre os itens de um teste ou sub-índice (Tabela 3).

Tabela 3 - Teste de consistência interna dos setores dos sub-índices através do alfa de Cronbach e o ômega de McDonald

CPs	Média	DP	α de Cronbach	ω de McDonald
Desenvolvimento Social	0.394	0.075	0.680	0.871
Privação de Recursos e Serviços	0.613	0.117	0.713	0.864

Fonte: elaborado pelo autor.

Para o sub-índice de Desenvolvimento Social, a média é 0.394 com um desvio padrão de 0.0754, mostrando uma certa variabilidade nos dados. O alfa de Cronbach é 0.680, abaixo do valor de corte geralmente aceito de 0.70 para indicar boa consistência interna. No entanto, o ômega de McDonald é 0.871, bem acima do valor de corte de 0.70, sugerindo uma alta consistência interna. Para o sub-índice de Privação de Recursos e Serviços, a média é 0.613 com um desvio padrão de 0.117, indicando uma maior variabilidade nos dados comparado ao Desenvolvimento Social. O alfa de Cronbach é 0.713, ligeiramente acima do valor de corte de 0.70, indicando uma consistência interna aceitável. O ômega de McDonald é 0.864, novamente mostrando uma alta consistência interna.

Os resultados indicam que, embora o alfa de Cronbach sugira uma consistência interna moderada para o Desenvolvimento Social, o ômega de McDonald revela uma alta consistência interna para ambos

os sub-índices. Isso sugere que os sub-índices são confiáveis e que os itens dentro de cada sub-índice estão bem correlacionados, especialmente quando se considera a estrutura latente dos dados. Esses achados reforçam a validade das medidas utilizadas na pesquisa e a robustez dos sub-índices em capturar as dimensões relevantes de Desenvolvimento Social e Privação de Recursos e Serviços.

Retenção de componentes principais

Para reduzir o número total de variáveis em um número menor e para reter informações úteis relevantes do conjunto de dados, realizou-se a ACP. Assim, os CPs podem ser retidos usando a regra prática estabelecida por Kaiser (1960), que utiliza "valores próprios (autovalores) maiores que 1" como critério. Como a análise do presente estudo foi projetada e realizada sobre conjuntos de dados normalizados, os autovalores gerados por meio da ACP também são normalizados, portanto, o critério de Kaiser não pode ser seguido diretamente para reter componentes.

No entanto, Cattell (1966) estabeleceu que uma quebra significativa no gráfico de scree plot (gráfico de cotovelo) gerado com autovalores indicam o número de CPs a serem retidos, que é outro critério comumente usado em estudos baseados em ACP. Neste estudo, 2 componentes principais foram retidos como o critério de Cattell (formação de um cotovelo, demarcando a redução da variância entre os indicadores, Figura 4).

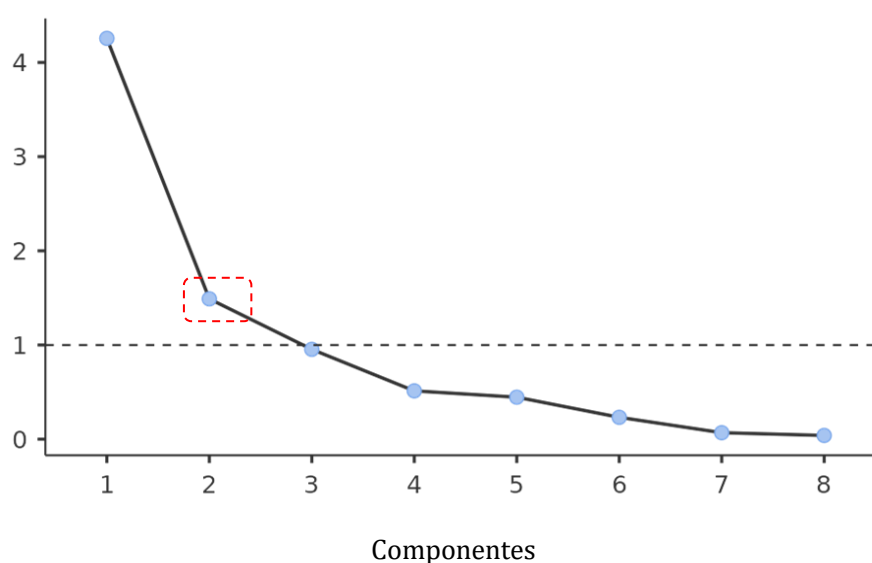


Figura 4 - Matriz de correlação dos indicadores intra-dimensional. Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise dos PCs retidos revelou um índice de variância geral explicada de 71.80%, com o PC1 contribuindo com 42.90% e o PC2 com 28.90% da variância total. Estes resultados demonstram forte aderência à literatura existente sobre o tema. Estudos semelhantes realizados por Azam e Rahman (2022) e Bazo Zambrano et al., (2022) obtiveram valores de variância explicada de 73.52% e 71.50%, respectivamente, ao analisar índices de vulnerabilidade a mudanças climáticas e populações urbanas com elevada concentração de recursos. Vale ressaltar que a recomendação da literatura para a retenção de componentes indica que estes devem explicar pelo menos 70% a 80% da variância total (Everitt &

Rencher, 1996; Rencher & Christensen, 2012). Os resultados do presente estudo se alinham a essa recomendação, reforçando a robustez da análise e a confiabilidade dos resultados obtidos.

identificação das dimensões e os pesos variáveis

Considerando as maiores cargas dos componentes rotacionados *varimax* derivadas dos autovalores de cada PC, foram mantidos 2 perfis de vulnerabilidade, ou sub-índices, bem como pesos imparciais para cada indicador (Tabela 3). No entanto, a partir dessa descoberta, pode-se afirmar que existem 2 sub-índices capazes de dimensionar a vulnerabilidade socioeconômica e desenvolvimento socioeconômico em Três Pontas.

Tabela 3 - Variância explicada dos 2 primeiros PCs, retidos pelo critério de Catell e os autovalores.

Indicadores	PC1	PC2	Singularidade
ED02 - Pessoas alfabetizadas de 60 aos 80 anos de idade	0.934	-	0.127
AR03 - População acima de 76 anos.	0.895	-	0.191
ED03 - Responsáveis e familiares alfabetizados.	0.849	0.372	0.141
AR05 - Mulheres responsáveis.	0.831	0.371	0.171
AR04 - Superlotação domiciliar.	0.430	0.703	0.320
PR05 - Moradores em condições precárias.	-	0.875	0.152
PR01 - Sem cobertura da coleta de resíduos sólidos.	-	0.874	0.234
Autovalores	4.256	1.490	-
Variância explicada (%)	42.9%	28.9%	-
Total variância			71.80%

Legenda: O método de rotação aplicado é *Varimax*. Fonte: elaborado pelo autor.

Clusterização

A Análise de Cluster (AC) se destaca como uma ferramenta valiosa em diversas pesquisas, permitindo a revelação de padrões de vulnerabilidade e a identificação de combinações típicas entre as unidades de análise com base em seus atributos (Bouroncle et al., 2017). Neste estudo, a classificação da vulnerabilidade intraurbana foi elaborada através do método de quebra natural de Jenks. O Sistema *Jenks Natural Breaks Classification* se caracteriza como um método de classificação de dados projetado para otimizar a organização de um conjunto de valores em classes naturais.

Uma classe natural é definida como o intervalo de classes ideal encontrado naturalmente em um conjunto de dados. Um intervalo de classes é composto por itens com características semelhantes que formam um grupo natural dentro do conjunto de dados. O método de Jenks busca minimizar o desvio médio dentro das classes, enquanto maximiza o desvio das médias entre os outros grupos. Essa abordagem resulta na redução da variância dentro das classes e na maximização da variância entre elas (Jenks, 1967).

Desenvolvimento Social (PC1)

O primeiro componente principal (PC₁), denominado Índice de Desenvolvimento Social Intraurbano, representa uma dimensão crucial da dinâmica social em Três Pontas. Este índice é caracterizado por cargas fatoriais positivas e significativas de indicadores como a alfabetização de pessoas entre 60 e 80 anos, a proporção da população com 76 anos ou mais, a alfabetização de responsáveis e familiares, e a proporção de mulheres como responsáveis pelos domicílios. Tal configuração sugere que, no contexto deste estudo, um maior desenvolvimento social está associado a áreas com maior capital humano (expresso pela alfabetização) e estruturas familiares específicas. A interpretação detalhada de como a maior presença de idosos e de domicílios chefiados por mulheres se relaciona positivamente com este constructo de desenvolvimento social será explorada adiante com base na literatura, considerando as nuances e os possíveis desafios socioeconômicos associados a esses perfis demográficos.

Para fins de análise espacial e quantitativa, a distribuição dos escores do PC₁ foi categorizada em três classes (Baixo, Médio e Alto Desenvolvimento Social), conforme detalhado na Tabela 5. Esta classificação foi obtida por meio do método de quebras naturais de Jenks, que identificou três agrupamentos distintos. Os setores censitários com pontuações de PC₁ inferiores a 0 foram classificados como apresentando "Baixo Desenvolvimento Social", correspondendo às áreas mais vulneráveis sob esta dimensão.

Tabela 5 - Distribuição populacional por classe social a partir do Índice de Desenvolvimento Social Intraurbano (PC₁).

Classes	População	População (%)
Baixo (-1.6 - 0.0)	33,942	63.21
Médio (0.0 - 1.5)	16,087	29.96
Alto (1.5 - 2.9)	3,671	6.84
Total	53,700	100

Fonte: elaborado pelo autor.

A análise espacial do Índice de Desenvolvimento Social Intraurbano (PC₁) é apresentada na Figura 5. Para sua elaboração, os escores fatoriais do PC₁ para cada um dos 88 setores censitários foram padronizados e categorizados nos três níveis mencionados (Baixo, Médio e Alto) utilizando o método de quebras naturais de Jenks. Este método agrupa os valores de forma a maximizar a variância entre as classes e minimizar a variância dentro de cada uma, permitindo a identificação de agrupamentos inerentes aos dados e facilitando a visualização de padrões espaciais distintos.

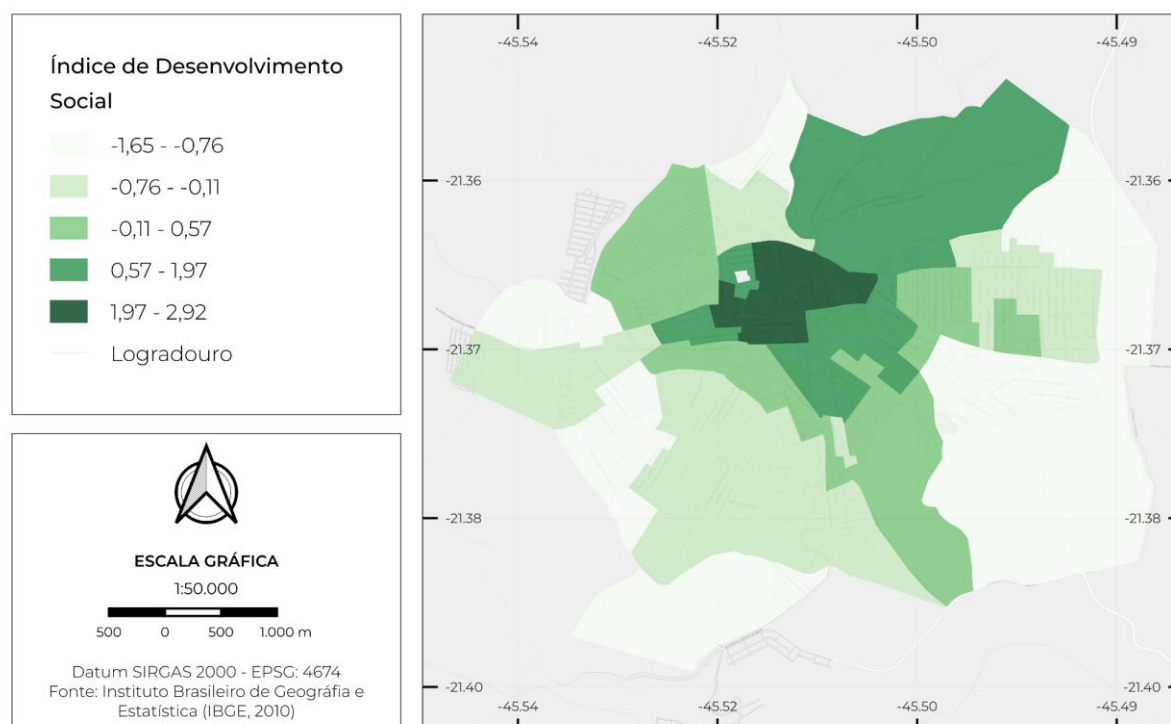


Figura 5 - Distribuição espacial dos setores censitários no município de Três Pontas, baseada no Índice de Desenvolvimento Social Intraurbano. Fonte: elaborado pelo autor.

O mapa resultante (Figura 5) evidencia uma nítida concentração dos setores classificados com 'Baixo Desenvolvimento Social' predominantemente nas áreas periféricas do município. Este padrão de periferização das desvantagens sociais dialoga com as reflexões de Santos (2021), que analisa como o espaço é socialmente produzido e se torna um reflexo e condicionante das desigualdades. As periferias, nesse contexto, podem ser entendidas como espaços que concentram o que Santos denominaria de 'opacidades' ou 'círculos de escassez', onde a menor presença de infraestrutura, serviços e oportunidades limita a plena cidadania. Tal configuração espacial, onde se acumulam os baixos índices de desenvolvimento social em Três Pontas, reforça as dinâmicas de segregação intraurbana. Nessas áreas periféricas, o baixo desenvolvimento e a precariedade frequentemente associada limitam diretamente o desenvolvimento humano da população local, restringindo suas capacidades e oportunidades, uma perspectiva corroborada por Krause (2022). Consequentemente, essas áreas com 'Baixo Desenvolvimento Social' demandam políticas públicas específicas e territorialmente focadas, voltadas, por exemplo, para a educação de adultos e idosos e para programas de apoio a famílias com maior concentração de idosos ou chefiadas por mulheres, visando promover maior equidade no desenvolvimento social do município e combater os efeitos dessa espacialização da desigualdade.

A magnitude dessa disparidade torna-se clara ao analisar a distribuição populacional nos 88 setores censitários, que englobam um total de 53,700 indivíduos e 16,043 domicílios. Uma parcela significativa desta população reside em áreas com baixos níveis de desenvolvimento social. Especificamente, a classe de 'Baixo Desenvolvimento Social' (PC1: -1.6 a 0) abrange 33,942 indivíduos, o que representa 63.21% da população total estudada. Ademais, 60.69% do total de domicílios (equivalente a

9,737 moradias) pertencem a esta classe. Geograficamente, 55 setores censitários, ou 62.50% do total, estão classificados nesta categoria. Esses dados indicam uma predominância expressiva de baixos índices de desenvolvimento social, sublinhando a necessidade de políticas públicas direcionadas a essa parcela majoritária da população para promover melhorias em suas condições de vida e reduzir a vulnerabilidade.

A classe de 'Desenvolvimento Social Médio' (PC1: 0.0 a 1.5) inclui 16,087 indivíduos (29.96% da população total) e 5,002 domicílios (31.18% do total), distribuídos por 26 setores censitários (29.55% do total). Em contraste, a classe de 'Alto Desenvolvimento Social' (PC1: 1.5 a 2.9) representa a menor parcela, com apenas 3,671 indivíduos (6.84% da população) e 1,304 domicílios (8.13% do total), concentrados em apenas 7 setores censitários (7.95% do total).

A composição do PC1 e sua forte associação com o desenvolvimento social em Três Pontas podem ser mais bem compreendidas ao se analisar o papel de suas variáveis constituintes à luz da literatura. A expressiva carga fatorial da alfabetização de idosos, por exemplo, é consistente com estudos que apontam a alfabetização entre idosos como um preditor significativo de bem-estar (Roman, 2004). Indicadores como a expectativa de vida alfabetizada (LLE) reforçam a importância da alfabetização para o desenvolvimento social e o bem-estar geral (Rahaman Khan & Asaduzzaman, 2021). Especificamente, a alfabetização em saúde em idosos afeta positivamente a qualidade de vida e a resiliência (Almeida & Veiga, 2020) e está ligada a melhores habilidades de autocuidado (Tolson, 2008), contribuindo para indicadores mais amplos de desenvolvimento social.

Da mesma forma, a contribuição da variável 'população idosa' para o PC1 sinaliza particularidades demográficas nos setores com maior desenvolvimento social em Três Pontas. Embora o envelhecimento populacional seja frequentemente associado a desafios econômicos, como a inibição do consumo e a redução da força de trabalho (Wei, 2023; Chen & Liu, 2023; Zhang et al., 2023; Maestas et al., 2023), sua correlação positiva com o desenvolvimento social neste índice pode indicar a presença de outros fatores benéficos nesses setores, como maior estabilidade residencial ou redes de apoio mais fortes. Contudo, as implicações econômicas do envelhecimento não devem ser desconsideradas, ainda que alguns estudos apontem para o potencial de crescimento da "economia prateada" e de setores de alta tecnologia (Chen & Xiong, 2023).

Finalmente, a influência de indicadores como a alfabetização de responsáveis/familiares e a proporção de mulheres responsáveis pelos domicílios no PC1 destaca o papel do núcleo familiar e do nível educacional dos cuidadores. Fatores socioeconômicos, como o status da família e os níveis de educação dos pais (especialmente das mães), correlacionam-se com os recursos de aprendizagem disponíveis e com os resultados da alfabetização infantil (Lape et al., 2023; Boja & Achim, 2022). O risco socioeconômico familiar também pode afetar indiretamente as habilidades sociais das crianças por meio do engajamento cognitivo dos pais (Haque et al., 2023). Portanto, intervenções que melhorem o acesso a recursos educacionais e promovam o envolvimento parental são cruciais para mitigar disparidades e fortalecer o desenvolvimento social.

Privação de Recurso e Serviços (PC2)

A análise do segundo componente principal (PC2), denominado Índice de Privação de Recursos e Serviços Intraurbano, evidencia disparidades significativas no acesso a condições materiais e serviços

básicos em Três Pontas, Estado de Minas Gerais. Este índice é formado por variáveis como alta densidade de moradores por dormitório, inadequação de materiais construtivos nas paredes externas, e ausência ou precariedade no acesso a serviços como abastecimento de água, esgotamento sanitário e coleta regular de lixo. Para a análise, os escores do PC2 foram classificados em três níveis – Baixa, Média e Alta Privação – utilizando o método de quebras naturais de Jenks (Tabela 6). É fundamental reiterar que o PC2 possui uma interpretação oposta à do PC1 (Desenvolvimento Social): scores mais elevados no PC2 indicam um maior grau de privação de recursos e serviços, refletindo piores condições de vida. Consequentemente, as áreas classificadas com "Alta Privação" são as mais vulneráveis sob esta dimensão.

Tabela 6 - Distribuição populacional por classe social a partir do Índice Privação de Recursos e Serviços Intraurbano (PC2)

Classes	População	População (%)
Baixo (-0.38 - 0.15)	11,543	21.50
Médio (0.15 - 0.63)	10,945	20.38
Alto (0.63 - 1.17)	31,212	58.12
Total	53,700	100

Fonte: Autores (2026).

A distribuição da população e dos domicílios segundo esses níveis de privação, conforme detalhado na Tabela 6, revela a extensão do problema em Três Pontas. A classe de Baixa Privação (PC2: -0.38 a 0.15), que representa as melhores condições relativas, abrange 11,543 indivíduos, correspondendo a 21.50% da população total, e 3,548 domicílios, o que equivale a 22.12% do total. Estes estão distribuídos em 29 setores censitários, ou 32.95% dos setores analisados. Por outro lado, a classe de Média Privação (PC2: 0.15 a 0.63) inclui 10,945 indivíduos (20.38% da população) e 3,174 domicílios (19.78% do total), compreendendo 16 setores censitários (18.18% do total); embora não seja a faixa de maior carência, esta população enfrenta desafios consideráveis. Preocupantemente, a classe de Alta Privação (PC2: 0.63 a 1.17), indicando as condições mais precárias, concentra a maior parte da população e dos domicílios: 31,212 indivíduos, o que representa 58.12% da população total, e 9,321 domicílios, correspondendo a 58.10% do total. Estes estão espalhados por 43 setores censitários, equivalentes a 48.86% dos setores analisados.

A predominância expressiva de residentes nesta categoria de alta privação sublinha a necessidade premente de intervenções para mitigar a carência de recursos e serviços básicos para a maioria dos habitantes urbanos de Três Pontas. A identificação das áreas de extrema vulnerabilidade, que será detalhada no item subsequente ("Áreas Vulneráveis em Três Pontas, Minas Gerais"), considera a sobreposição dos piores cenários identificados por ambos os índices: baixo desenvolvimento social (PC1 baixo) e alta privação de recursos e serviços (PC2 alto).

A relevância das variáveis que compõem o PC2 como indicadores de privação material e qualidade de vida é amplamente sustentada pela literatura. A densidade habitacional excessiva e as condições precárias de moradia, por exemplo, estão consistentemente associadas a significativos desafios de saúde pública e bem-estar social (Satterthwaite, 2020; Krause & Denaldi, 2022). A Organização Mundial da Saúde (WHO, 2018) enfatiza que a moradia inadequada, incluindo a carência de infraestrutura básica como água potável e saneamento, é um determinante crítico da saúde física e

mental (Grzegorzczuk & Jaczewska, 2015; Pasternak, 2016; Kuznets, 2019). Adicionalmente, a falta de acesso à coleta regular de resíduos sólidos é um indicador agudo de privação ambiental e socioeconômica, contribuindo para a degradação ambiental e riscos à saúde pública, especialmente em comunidades vulneráveis (Polat, 2022; Singh, 2019; Abdallah et al., 2020; Singh, 2022).

A distribuição espacial da alta privação de recursos e serviços em Três Pontas, ilustrada na Figura 6, demonstra a pertinência das análises de Santos (2006) sobre a produção desigual do espaço urbano. As áreas identificadas com alta privação material podem ser consideradas os "espaços da escassez" ou "zonas de sombra" do desenvolvimento, onde a universalização da infraestrutura e dos serviços básicos não se concretizou, perpetuando um ciclo de desvantagens. A insuficiência de infraestruturas e a oferta deficiente de serviços públicos nessas regiões não são meras ausências, mas fatores que ativamente (re)produzem a vulnerabilidade e restringem o exercício da cidadania. Essa condição de privação material e acesso limitado a serviços, como ressaltava Krause (2022), impacta diretamente o desenvolvimento humano, cerceando capacidades e oportunidades. Assim, a configuração espacial evidenciada na Figura 6 aponta claramente para as áreas onde as condições de moradia e saneamento configuram os maiores desafios para a saúde pública (WHO, 2018) e para a qualidade de vida, demandando investimentos prioritários e imediatos em infraestrutura básica e programas de melhoria habitacional, especialmente nas áreas classificadas com média e, sobretudo, alta privação de recursos e serviços.

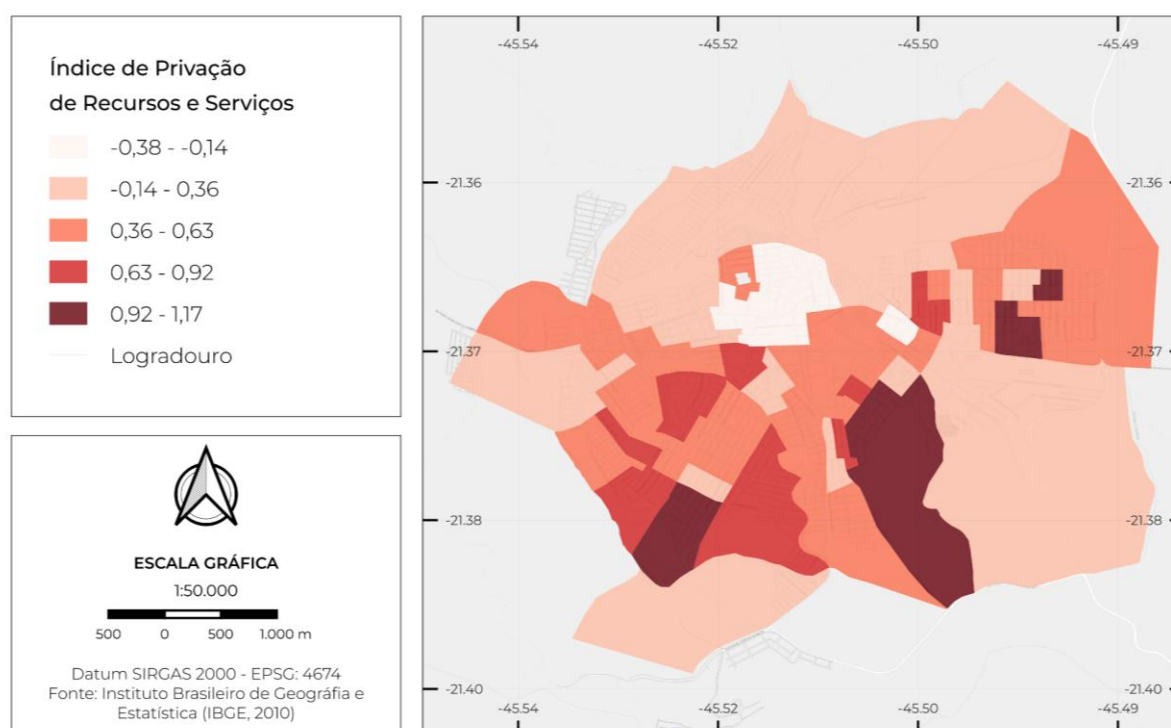


Figura 6 - Distribuição espacial dos setores censitários no município de Três Pontas, baseado no Índice de Privação de Recursos e Serviços Intraurbano. Fonte: Autores (2026).

Consequentemente, para além dos investimentos em infraestrutura, é crucial a implementação de programas de desenvolvimento comunitário que promovam a participação e o empoderamento dos moradores, visando à sustentabilidade e resiliência dessas comunidades. Uma abordagem integrada e multifacetada é fundamental para o enfrentamento eficaz da privação de recursos e serviços e para a promoção de um desenvolvimento social equitativo em Três Pontas. Tais esforços combinados podem contribuir para mitigar as disparidades socioeconômicas e ambientais, assegurando que todos os membros da comunidade tenham acesso aos recursos e serviços necessários para um bem-estar aprimorado.

Áreas Vulneráveis em Três Pontas

A análise das áreas de vulnerabilidade crítica em Três Pontas, Minas Gerais, fundamenta-se na sobreposição dos dois componentes principais derivados neste estudo: o Índice de Desenvolvimento Social Intraurbano (PC1) e o Índice de Privação de Recursos e Serviços Intraurbano (PC2). Esta abordagem permite identificar os setores censitários que enfrentam simultaneamente baixos níveis de desenvolvimento social (indicados por escores baixos no PC1) e alta privação de recursos e serviços básicos (indicados por escores elevados no PC2). A Figura 7 apresenta o resultado desta análise espacial, destacando as áreas onde essa dupla desvantagem se manifesta.

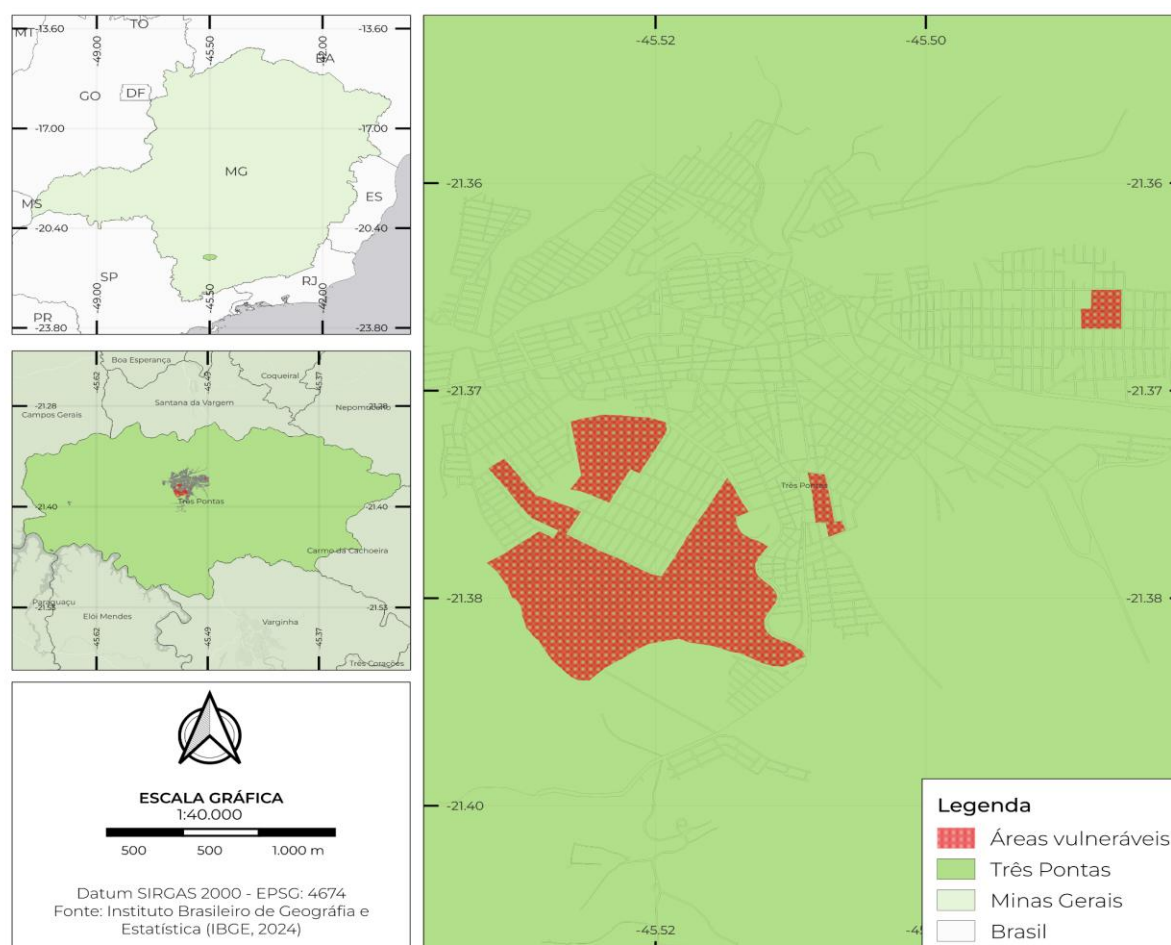


Figura 7 - Distribuição espacial dos setores com maior vulnerabilidade social. Fonte: elaborado pelo autor.

Os dados referentes a esses locais de vulnerabilidade crítica (Tabela 7) revelam que uma parcela significativa da população urbana de Três Pontas reside sob estas condições adversas. Especificamente, 7,145 indivíduos, o que representa 13.31% da população total analisada, e 2,016 domicílios, correspondendo a 12.57% do total de domicílios urbanos, estão situados nessas áreas. Estes números ressaltam a magnitude do desafio, pois indicam que um contingente considerável de moradores enfrenta não apenas carências materiais significativas, como falta de infraestrutura básica e acesso limitado a serviços essenciais, mas também desafios socioeconômicos refletidos em indicadores desfavoráveis de educação e estrutura familiar, conforme caracterizado pelos baixos escores do PC1. A identificação precisa dessas áreas de sobreposição enfatiza a urgência de políticas públicas abrangentes e territorialmente focadas.

Tabela 7 - Distribuição populacional e domiciliar das áreas vulneráveis de Três Pontas

Áreas vulneráveis		População	População (%)	Domicílios	Domicílios (%)
PC2	Alto (0.63 - 1.17)	7,145	13.31	2016	12.57
PC1	Baixo (-1.65 - -0.11)				

Fonte: elaborado pelo autor.

O mapa da Figura 7, elaborado em ambiente SIG, ilustra a localização exata desses setores censitários de maior criticidade socioambiental no município, onde se concentram as desvantagens sociais e as carências materiais. A conformação dessas áreas de 'dupla vulnerabilidade' – frequentemente caracterizadas por alta densidade demográfica e inseridas em processos de desenvolvimento urbano recente, porém segregadas espacialmente em regiões periféricas (como as porções norte e sul, próximas às saídas da cidade) – ecoa as análises de Santos (2006) sobre a produção desigual do espaço urbano e o conceito de 'espaço dividido'. Nessas localidades, a lógica seletiva do desenvolvimento e a eventual insuficiência de políticas públicas eficazes parecem impor 'rugosidades' e barreiras significativas à inclusão social e ao bem-estar.

A coexistência dessas múltiplas privações, como aponta Krause (2022), intensifica de forma substancial as restrições ao desenvolvimento humano, contribuindo para a manutenção de um ciclo de vulnerabilidade para os 13.31% da população urbana que reside nessas áreas (Tabela 7). Portanto, a Figura 7 não apenas oferece um mapeamento da pobreza em suas dimensões social e material, mas crucialmente destaca a necessidade premente de políticas públicas intersetoriais, robustas e territorialmente direcionadas, capazes de enfrentar essa complexa iniquidade socioespacial e de promover as condições para o exercício da cidadania plena em Três Pontas.

Conclusão

Este estudo cumpriu seu objetivo precípuo ao apresentar e validar uma proposta metodológica para a construção de um Índice de Vulnerabilidade Intraurbana, utilizando dados do Censo Demográfico de 2010 (IBGE, 2013) em nível de setor censitário. Diante do desafio da escassez de dados granulares em muitos municípios brasileiros, a abordagem aqui detalhada – envolvendo a criteriosa seleção de indicadores, a aplicação da ACP para a derivação de dimensões de vulnerabilidade (Jolliffe e Cadima, 2016),

e a subsequente análise espacial em ambiente SIG (QGIS) – demonstrou ser uma ferramenta robusta e eficaz. A capacidade da metodologia em sintetizar a complexidade da vulnerabilidade em dois componentes principais (Índice de Desenvolvimento Social Intraurbano e Índice de Privação de Recursos e Serviços Intraurbano), que conjuntamente explicaram 71.80% da variância total dos indicadores selecionados, atesta seu rigor técnico e sua pertinência para contextos similares (Wang et al., 2021).

A aplicação da metodologia proposta no município de Três Pontas, Minas Gerais, serviu como um estudo de caso ilustrativo, permitindo não apenas testar a operacionalidade do índice, mas também gerar informações diagnósticas relevantes para a realidade local. Os resultados empíricos para Três Pontas, como a identificação de que 13.31% da população urbana reside em áreas de concomitante baixo desenvolvimento social e alta privação de recursos e serviços, evidenciam o potencial da abordagem metodológica para revelar as nuances da desigualdade socioespacial. Embora esses achados sejam cruciais para o planejamento de políticas públicas em Três Pontas, o principal legado deste estudo reside na demonstração da aplicabilidade e da utilidade do processo metodológico em si como um instrumento de análise e diagnóstico intraurbano.

Conclui-se, portanto, que a proposta metodológica aqui delineada oferece um caminho viável e replicável para a mensuração e o mapeamento da vulnerabilidade intraurbana em outros municípios brasileiros, especialmente aqueles de pequeno e médio porte que carecem de sistemas de informação geográfica mais sofisticados ou de dados atualizados em alta resolução espacial. As limitações inerentes ao uso de dados censitários decenais e à natureza ecológica da análise em nível de setor são reconhecidas, mas não invalidam a utilidade da ferramenta para um primeiro diagnóstico espacializado. Para desenvolvimentos futuros, recomenda-se adaptar a metodologia à medida que novas fontes de dados, incluindo dados temporais e dados atualizados do Censo Demográfico. Sugere-se também a comparação dos resultados com os de cidades de porte semelhante para contextualizar a vulnerabilidade intraurbana em Três Pontas e a integração com abordagens qualitativas para aprofundar a compreensão das dinâmicas locais. A utilização do índice como linha de base para estudos longitudinais permitirá monitorar a evolução das desigualdades socioespaciais ao longo do tempo.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Capes (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), a Fapemig (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais) e ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico)

Declaração de disponibilidade de dados

O conjunto de dados que dá suporte aos resultados deste artigo está disponível no SciELO DATA e pode ser acessado em <https://doi.org/10.48331/SCIELODATA.S3UUYO>.

Referências

Abdallah, M., Arab, M., Shabib, A., El-Sherbiny, R., & El-Sheltawy, S. (2020). Characterization and sustainable

management strategies of municipal solid waste in Egypt. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 22(6), 1371–1383. <https://doi.org/10.1007/s10098-020-01877-0>

Almeida, C. V. D., & Veiga, A. (2020). Social Determinants and Health Literacy of the Elderly: Walk to Well-Being. *OALib*, 07(06), 1–16. <https://doi.org/10.4236/oalib.1106390>

Azam, M. G., & Rahman, M. M. (2022). Assessing spatial vulnerability of Bangladesh to climate change and extremes: A geographic information system approach. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 27(6), 38. <https://doi.org/10.1007/s11027-022-10013-w>

Bazo Zambrano, J. C., Bucherie, A., Hultquist, C., Adamo, S., Neely, C., Ayala, F., & Kruczkiewicz, A. (2022). A comparison of social vulnerability indices specific to flooding in Ecuador: Principal component analysis (PCA) and expert knowledge. *Repositorio Institucional - UTP*. <http://repositorio.utp.edu.pe/handle/20.500.12867/5797>

Boja, A., & Achim, F. (2022). The Role Of School-Family Partnership In Developing Children's Interest For Reading. *European Proceedings of Educational Sciences, Education, Reflection, Development-ERD 2021*. <https://doi.org/10.15405/epes.22032.45>

Bouroncle, C., Imbach, P., Rodríguez-Sánchez, B., Medellín, C., Martinez-Valle, A., & Läderach, P. (2017). Mapping climate change adaptive capacity and vulnerability of smallholder agricultural livelihoods in Central America: Ranking and descriptive approaches to support adaptation strategies. *Climatic Change*, 141(1), 123–137. <https://doi.org/10.1007/s10584-016-1792-0>

Chen, Y., & Liu, C. (2023). Analysis of the Impact of Aging on Factors Affecting Economic Dynamism. *Journal of Education, Humanities and Social Sciences*, 16, 38–45. <https://doi.org/10.54097/ehss.v16i.9495>

Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>

Cuesta, J., López-Noval, B., & Niño-Zarazúa, M. (2024). Social exclusion concepts, measurement, and a global estimate. *PLOS ONE*, 19(2), e0298085. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298085>

Grzegorzczuk, A., & Jaczewska, B. (2015). Measures of social segregation in the context of Warsaw, Berlin and Paris metropolitan areas. *Miscellanea Geographica*, 19(3), 22–35. <https://doi.org/10.1515/mgrsd-2015-0012>

Hamilton, W. K. (2024). *Kylehamilton/JamoviMeta* [R]. <https://github.com/kylehamilton/JamoviMeta> (Trabalho original publicado 2017)

Haque, M. R., Chowdhury, F. N., Hossain, A., Akter, R., & Rahman, M. M. (2023). An emerging concern of medical waste management in Rohingya refugee camps at Cox's Bazar, Bangladesh: Existing practice and alternatives. *Frontiers in Environmental Science*, 11. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1149314>

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2012). *Censo Demográfico de 2010*. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE. (2021). *Cidades [Três Pontas, MG]*. <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/tres-pontas/panorama>

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE. (2022). *Malha Municipal Digital da Divisão Político-*

Administrativa Brasileira. <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html>

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, & Ministério do Planejamento, O. e G. (2013). *Metodologia do Censo Demográfico 2010* (No. ISSN 0101-2843 Série relatórios metodológicos; p. 713). Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE. https://ftp.ibge.gov.br/Censos/Censo_Demografico_2010/metodologia/metodologia_censo_dem_2010.pdf

Isnan, S., Abdullah, A. F. bin, Shariff, A. R., Ishak, I., Ismail, S. N. S., Appanan, M. R., Zhang, J., Yin, G., Zhang, Q., Fang, J., Jiang, D., Yang, C., Sun, N., Mohammadi, A., Mashhoodi, B., Shamsoddini, A., Pishgar, E., Bergquist, R., Yang, W., ... Wan, Z. (2022). Moran's I and Geary's C: Investigation of the effects of spatial weight matrices for assessing the distribution of infectious diseases. *Geospatial Health*, 17(1). <https://doi.org/10.4081/gh.2025.1277>

Jenks, G. (1967). *The Data Model Concept in Statistical Mapping*. <https://www.semanticscholar.org/paper/The-Data-Model-Concept-in-Statistical-Mapping-Jenks/9551c4531a87b4ab01931bf5b68dac945ef3f9ab>

Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (6, Org.). Pearson Prentice Hall.

Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065), 20150202. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>

Kaiser, H. F. (1958). The Varimax Criterion for Analytic Rotation in Factor Analysis. *Psychometrika*, 23(3), 187–200. <https://doi.org/10.1007/BF02289233>

Kang, Y., Yang, Q., Wang, L., Chen, Y., Lin, G., Huang, J., Yang, H., & Chen, H. (2022). China's changing city-level greenhouse gas emissions from municipal solid waste treatment and driving factors. *Resources, Conservation and Recycling*, 180, 106168. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2022.106168>

Krause, C. (with Denaldi, R., Costa, M. A., Feitosa, F. da F., Petrarolli, J. G., Chaer, T. M. S., Bomtempo, M. R., Couto, M. F. R., Cunha, L. F. B. da, Gonçalves, G. da S., Silva, G. F. G. da, Simões, P. R., Redón, S. M., Outeiro, G. M. de, Melo, A. C. C., Gumiero, R. G., Freitas, G. de, Silveira, V. B. da, Gallina, B., Brule, D. M. van den, ... Castro, A. S.). (2022). *Núcleos urbanos informais: Abordagens territoriais da irregularidade fundiária e da precariedade habitacional*. Ipea.

Krishnan, V. (2010). Constructing an area-based socioeconomic index: A principal components analysis approach. *Edmonton, Alberta: Early Child Development Mapping Project*.

Kuznets, S. (2019). Economic Growth and Income Inequality. Em M. A. Seligson (Org.), *The Gap between Rich and Poor* (1º ed, p. 25–37). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429311208-4>

Lape, M. E., Roopnarine, J. L., Krishnakumar, A., & Blake, C. (2023). Socioeconomic and home educational resource risk factors and Children's literacy and social skills in Guyanese families: Mediating role of parental cognitive engagement and parental guidance. *International Journal of Psychology*, 58(6), 554–562. <https://doi.org/10.1002/ijop.12931>

Ledesma, R. D., & Valero-Mora, P. (2007). Determining the Number of Factors to Retain in EFA: An easy-to-

use computer program for carrying out Parallel Analysis. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 12(1), Artigo 1. <https://doi.org/10.7275/wjnc-nm63>

Maestas, N., Mullen, K. J., & Powell, D. (2023). The Effect of Population Aging on Economic Growth, the Labor Force, and Productivity. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 15(2), 306–332. <https://doi.org/10.1257/mac.20190196>

Massey, D. S., & Denton, N. A. (1988). The Dimensions of Residential Segregation*. *Social Forces*, 67(2), 281–315. <https://doi.org/10.1093/sf/67.2.281>

McDonald, R. P. (1999). *Test theory: A unified treatment*. L. Erlbaum Associates.

Nussbaum, M. C. (2011). *Creating Capabilities: The Human Development Approach*. Harvard University Press. <https://doi.org/10.4159/harvard.9780674061200>

Pál, V., Lados, G., Ilcsikné Makra, Z., Boros, L., Uzzoli, A., & Fabula, S. (2021). Concentration and inequality in the geographic distribution of physicians in the European Union, 2006-2018. *Regional Statistics*, 11(3), 3–28. <https://doi.org/10.15196/RS110308>

Panzer, D., & Postiglione, P. (2020). Measuring the Spatial Dimension of Regional Inequality: An Approach Based on the Gini Correlation Measure. *Social Indicators Research*, 148(2), 379–394. <https://doi.org/10.1007/s11205-019-02208-7>

Pasternak, S. (2016). Habitação e saúde. *Estudos Avançados*, 30, 51–66. <https://doi.org/10.1590/S0103-40142016.00100004>

PNUD (Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento) (Ed.) (with Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada - IPEA & FJP (Fundação João Pinheiro)). (2013). *O Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Brasileiro*. PNUD, Ipea, FJP. https://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/2375/1/Livro_O%20%C3%8Dndice%20de%20Desenvolvimento%20Humano%20Municipal%20Brasileiro.pdf

Polat, E. G. (2022). Medical waste management during coronavirus disease 2019 pandemic at the city level. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 19(5), 3907–3918. <https://doi.org/10.1007/s13762-021-03748-7>

QGIS Development Team. (2022). *QGIS Geographic Information System* [Software]. Open Source Geospatial Foundation Project. <https://www.qgis.org/en/site/>

Rahaman Khan, M. H., & Asaduzzaman, M. (2022). Literate Life Expectancy in Bangladesh: A New Approach of Social Indicator. *Journal of Data Science*, 5(1), 131–142. [https://doi.org/10.6339/JDS.2007.05\(1\).215](https://doi.org/10.6339/JDS.2007.05(1).215)

Reardon, S. F., & Bischoff, K. (2011). Income Inequality and Income Segregation. *American Journal of Sociology*, 116(4), 1092–1153. <https://doi.org/10.1086/657114>

Rencher, A. C. (2002). *Methods of multivariate analysis* (2nd ed). J. Wiley.

Roman, S. P. (2004). Illiteracy and Older Adults: Individual and Societal Implications. *Educational Gerontology*, 30(2), 79–93. <https://doi.org/10.1080/03601270490266257>

Santos, M. (2006). *A Natureza do Espaço: Técnica e Tempo. Razão e Emoção* (4. ed. 2. reimpr., Org.). Editora da Universidade de São Paulo.

Santos, M. (2021). *O Espaço Dividido: Os Dois Circuitos da Economia Urbana dos Países Subdesenvolvidos* (M. T. R. Viana, Trad.). Edusp.

Satterthwaite, D. (2020). Editorial: Getting housing back onto the development agenda: the many roles of housing and the many services it should provide its inhabitants. *Environment and Urbanization*, 32(1), 3–18. <https://doi.org/10.1177/0956247820905212>

Sen, A. (2010). *Desenvolvimento como liberdade*. Companhia das Letras.

Shrestha, N. (2021). Factor Analysis as a Tool for Survey Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 9(1), Artigo 1. <https://doi.org/10.12691/ajams-9-1-2>

Singh, A. K. (2022). Urban Sanitation in Indian Cities: Reflections from Varanasi. Em R. S. Singh, B. Dahiya, A. K. Singh, & P. C. Poudel (Orgs.), *Practising Cultural Geographies: Essays in Honour of Rana P. B. Singh* (p. 537–558). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-981-16-6415-1_22

Singh, S. (2020, novembro). *Solid Waste Management in Urban India: Imperatives for Improvement* (ORF Occasional Paper, Número 283). Observer Research Foundation (ORF). <https://www.orfonline.org/public/uploads/posts/pdf/20240709124419.pdf>

Tolson, D. (2008). Guest Editorial: Health literacy in later life. *International Journal of Older People Nursing*, 3(3), 159–160. <https://doi.org/10.1111/j.1748-3743.2008.00133.x>

Townsend, P. (1987). Deprivation. *Journal of Social Policy*, 16(2), 125–146. <https://doi.org/10.1017/S0047279400020341>

United Nations Development Programme (Org.). (2022). *Human Development Report 2021/2022: Uncertain Times, Unsettled Lives: Shaping Our Future in a Transforming World* (1st ed). United Nations Publications.

Wang, Z., Chan, K. Y., Poon, A. N., Homma, K., & Guo, Y. (2021). Construction of an area-deprivation index for 2869 counties in China: A census-based approach. *J Epidemiol Community Health*, 75(2), 114–119. <https://doi.org/10.1136/jech-2020-214198>

Wei, Z. (2023). The impact of population aging on economic growth—Based on a case analysis in Beijing. *Highlights in Business, Economics and Management*, 13, 162–168. <https://doi.org/10.54097/hbem.v13i.8640>

World Health Organization (Org.). (2018). *WHO housing and health guidelines*. World Health Organization. <https://iris.who.int/handle/10665/276001>

Zhang, M., You, S., Zhang, L., Zhang, H., & Wang, Y. (2023). Dynamic Analysis of the Effects of Aging on China's Sustainable Economic Growth. *Sustainability*, 15(6), Artigo 6. <https://doi.org/10.3390/su15065076>

Editora responsável: Geisa Bugs

Submissão: 05-Sep-2024

Aceite: 03-Feb-2026