

CARACTERIZANDO FAVELAS EM MAUÁ-SP

Heitor M. Guimarães¹

¹ National Institute for Space Research (INPE), heitor.guimaraes@inpe.br

RESUMO

Este trabalho analisa os setores censitários do município de Mauá, em São Paulo, a partir dos dados do Censo 2022, pensando nas diferenças entre as áreas de favela e de não-favela. Foi proposto um índice de vulnerabilidade socioeconômica, variando de 0 (mais vulnerável) a 1 (menos vulnerável), composto por cinco indicadores: taxa de alfabetização, renda média, coleta de lixo, banheiros por pessoa e arborização. O estudo comparou áreas de favela e não-favela, evidenciando desigualdades estruturais e diferenças demográficas nas pirâmides etárias. Boxplots mostraram valores mais baixos nas favelas, em geral. Regressões lineares testaram a influência da densidade populacional, do gênero e da raça. Os resultados apontaram que apenas a variável raça foi estatisticamente significativa, confirmando a persistência das desigualdades raciais. O trabalho contribui oferecendo uma base para políticas públicas (por meio de caracterizações das regiões municipais) e abre para trabalhos futuros, em se integrando as análises feitas com dados de sensoriamento remoto.

Palavras-chave — vulnerabilidade, dados do censo, favelas, demografia, índice.

ABSTRACT

This work analyzes the census tracts of the municipality of Mauá, São Paulo, using 2022 Census data, focusing on the differences between favela and non-favela areas. A socioeconomic vulnerability index was proposed, ranging from 0 (more vulnerable) to 1 (less vulnerable), composed of five indicators: literacy rate, average income, waste collection, bathrooms per person, and tree cover. The study compared favela and non-favela areas, highlighting structural inequalities and demographic differences in age pyramids. Boxplots showed generally lower values in favelas. Linear regressions tested the influence of population density, gender, and race. Results indicated that only race was statistically significant, confirming the persistence of racial inequalities. The work contributes by providing a basis for public policies (through the characterization of municipal regions) and opens space for future studies integrating the analyses with remote sensing data.

Keywords — vulnerability, census data, favelas, demography, index.

1. INTRODUÇÃO

Uma a cada oito pessoas do mundo vive em um assentamento do tipo “favela” (ou análogo) [1]. De 2014 a 2018, a população residente em favelas mundialmente aumentou, e os dados indicam que durante a pandemia de Covid-19 o cenário se agravou ainda mais [2].

O que é favela não é ponto pacífico na literatura. Utiliza-se a definição da ONU-Habitat, que foca no nível do domicílio, com certa frequência. Nesse entendimento, cinco critérios negativos são adotados para considerar determinada moradia como “slum households” (ou, no nosso caso, “favela”) [1, 2, 3]. Tais são: 1) falta de água; 2) falta de saneamento adequado; 3) não ter moradias duráveis; 4) não ter segurança de posse 5) não ter menos de quatro pessoas morando por cômodo da casa [3]. Uma crítica a essa definição é que o contexto mais amplo em que o domicílio está inserido não é levado em consideração.

Um segundo desafio (e riqueza) ao se trabalhar com o tema das favelas é a sua diversidade: trata-se de áreas urbanas com diferentes morfologias [4]. Existem favelas em áreas alagadas, em morros, em regiões planas; mais ou menos adensadas etc.

Como os dados dos censos tem uma lacuna temporal grande, existe a possibilidade de caracterização de áreas de favela por meio de sensoriamento remoto. Abordagem esta que apresenta vantagens, como a redução de custos e a obtenção de informações de locais que, de outra forma, poderiam ser de difícil acesso. Nesse sentido, especialmente com a crescente disponibilidade de imagens de alta resolução espacial provenientes de diferentes tipos de plataformas, torna-se imperativo o desenvolvimento de metodologias capazes de identificar com precisão as características dessas áreas [5], de modo que os gestores públicos possam elaborar políticas mais condizentes com a realidade brasileira.

Além do mero mapeamento das áreas de favela, a inferência de dados demográficos seria interessante para constituir uma base mais fundamentada para a construção de políticas públicas.

No sensoriamento remoto, imagens de luzes noturnas podem ser usadas para inferir informações sobre infraestrutura. Porém, como estimativa populacional, possui grandes problemas. Em áreas mais precárias, tende a haver

menos infraestrutura e menos luzes noturnas, portanto, estimativas populacionais feitas com base nisso tendem a subestimar a população desses locais. Em contrapartida, em regiões muito desenvolvidas, a tendência é de que haja muitas luzes noturnas por conta do grande aparato infraestrutural urbano, o que pode levar a superestimativas populacionais.

Dessa forma, os dados de sensoriamento remoto são usados em conjunção com os outros dados disponíveis no país, coletados em campo. Os dados de maior abrangência que temos disponíveis são os dados do censo. Uma das maiores desvantagens do censo, no entanto, é a sua lacuna temporal, de, no mínimo, dez anos. Por conta do período pandêmico e de questões políticas, o intervalo entre os últimos censos foi ainda maior que uma década, foi de 12 anos (censo de 2010 para o censo de 2022). Isso sem mencionar o tempo de latência para o processamento dos microdados e disponibilização na forma de dados do universo para a população em geral (que geralmente leva de 2 a 3 anos).

Utilizando os dados do censo, portanto, o que proponho neste trabalho é a construção de um índice de vulnerabilidade socioeconômica, manejando cinco diferentes indicadores, cada um dos quais construído utilizando diversas variáveis do censo demográfico de 2022: 1) taxa de alfabetização, 2) renda média, 3) coleta de lixo, 4) banheiros por pessoa, 5) arborização. A construção do índice será detalhada na seção posterior.

O índice varia de 0 a 1. Sendo 0 mais vulnerável e 1 menos vulnerável. Conceitualmente, o índice diz respeito à capacidade de enfrentar, resistir e se recuperar de estressores urbanos. Estressores urbanos são os choques e pressões — agudas ou crônicas — que incidem sobre indivíduos, famílias e territórios. Eles podem ser tanto eventos extremos (enchentes, deslizamentos, crises sanitárias) quanto acontecimentos do ciclo de vida e riscos sociais (violência, desemprego, morte de provedores, instabilidade de renda, despejos). Esses estressores desorganizam rotinas, comprimem orçamentos, degradam a saúde e interrompem trajetórias escolares e laborais; por isso, tornam-se mais ou menos danosos conforme a vulnerabilidade dos grupos em questão: conforme os recursos disponíveis para lidar com o cenário de crise.

Por fim, para este trabalho, foram formuladas duas hipóteses no que tange à influência de fatores populacionais sobre o índice. Para isso, uma regressão linear — explicada em mais detalhes na seção seguinte do artigo — foi realizada, a fim de testar estatisticamente a relevância das variáveis populacionais. Foram testadas as seguintes:

- a) gênero e raça. Na literatura das ciências sociais, esses dois são marcadores sociais importantes no que tange à ideia de vulnerabilidade social, pensada de forma mais ampla. De antemão, os dados apontam que, no Brasil como um todo, 72,9% das pessoas que moram em favelas são

pardas ou pretas [6]. Se favelas são áreas mais precárias do que áreas de não-favela, a maior parte das pessoas que vive nas áreas mais precárias são pessoas negras, um marcador claro do fato de que a desigualdade social ainda tem grande base racial na sociedade brasileira. A regressão vai levar em conta não só áreas de favela, mas áreas de não-favela para analisar estatisticamente se raça aparece como um fator relevante. Ainda, gênero marca a experiência contemporânea no sentido da desigualdade. A paridade salarial, um princípio basilar dos movimentos para os direitos das mulheres, ainda não é uma realidade no Brasil, além das atitudes discriminatórias sofridas por mulheres no mercado de trabalho apenas pelo fato de si de serem mulheres [7].

- b) densidade populacional. Considerando o critério 5 para a definição de favela da ONU-Habitat, muitas pessoas vivendo em um espaço pequeno (único cômodo) pode ser um indicativo de precariedade. No censo do IBGE não há, contudo, uma variável que se traduza em número de pessoas por cômodo do domicílio. Existe apenas a variável de pessoas em domicílios particulares ocupados. Nós poderíamos calcular a média de pessoas em cada domicílio, dividindo pelo número total de domicílios, mas, mesmo assim, isso não daria o número de pessoas por cômodo: o nível de desagregação não seria tão alto. De todo o modo, a hipótese de se setores com maior densidade populacional seriam ou não mais vulneráveis, no que tange à construção do índice, foi aventada.

Então, duas pirâmides etárias foram construídas. Uma considerando a população na área de favela, e outra considerando a população na área de não-favela. A ideia, com isso, era comparar as duas entre si, para ver se apresentavam diferenças significativas. Ainda, compará-las às características das pirâmides clássicas, de acordo com a literatura, de países desenvolvidos, em desenvolvimento ou subdesenvolvidos.

2. MATERIAL E MÉTODOS

O índice de vulnerabilidade socioeconômica foi calculado, por setor censitário, por meio de uma média simples dos cinco indicadores normalizados de 0 a 1.

A taxa de alfabetização foi escolhida por ser um fator determinante para o acesso à informação. O acesso e entendimento de alertas emitidos para a população em geral, questões relativas à saúde, compreensão de cenários políticos e financeiros que favorecem a tomada de decisões cotidianas mais embasadas em se tendo a interpretação dos textos disponíveis.

Ela foi calculada como a razão entre o número de pessoas alfabetizadas (A_i) e o total de pessoas do setor (P_i):

$$\text{Taxa de alfabetização} = \frac{A_i}{P_i}$$

A renda média diz respeito à possibilidade de acesso a serviços privados e a uma maior gama de ferramentas para lidar com situações adversas. Ela foi uma variável obtida diretamente no censo, dispensando cálculos adicionais.

A coleta de lixo é um dos indicadores relativos ao saneamento básico. Uma destinação incorreta do lixo aumenta a poluição do ar (lixo queimado); solo (contaminação de lençóis freáticos) e favorece a disseminação de inúmeras doenças, como as vetoriais.

No IBGE, há duas variáveis que dizem respeito aos domicílios que têm o lixo corretamente coletado: C_{1i} - domicílios em que o lixo foi coletado pelo serviço de limpeza e C_{2i} - domicílios que depositam o lixo na caçamba do serviço de limpeza, ambos no setor censitário “i”. D_i é o total de domicílios no setor censitário “i”.

A fórmula utilizada para a construção da taxa da coleta correta de lixo (resultando em um valor em porcentagem), portanto, foi:

$$\text{Taxa de coleta correta de lixo} = \frac{C_{1i} + C_{2i}}{D_i}$$

O número de banheiros por pessoa foi um indicador escolhido pois aponta para uma menor pressão sobre as instalações domésticas, sendo assim um indicador que aponta na direção contrária ao critério 5 para a definição de favelas da ONU-Habitat. Os banheiros são, ainda, um dos cômodos das residências de mais cara construção (infraestrutura hidráulica necessária, complexidade envolvida nos materiais etc), representando por isso barreira financeira, e são cruciais na higiene pessoal, diretamente ligada à qualidade de vida e a questões de saúde.

Foram considerados aqui os banheiros de uso exclusivo dos domicílios, ou seja, banheiros compartilhados entre dois ou mais domicílios não foram levados em consideração para a construção desse indicador.

Seja $B_{k,i}$ número de domicílios no setor “i” que possuem exatamente k banheiros, sendo que “k” varia de 1 a 9. P_i o número de residentes no setor “i”:

$$\text{Banheiros por pessoa} = \frac{\sum_{k=1}^9 k \cdot B_{k,i}}{P_i}$$

A arborização é o último indicador utilizado para o índice. Foram utilizadas as variáveis de faces dos domicílios com a presença de árvores. Havendo nenhuma árvore, o valor do indicador é 0, e havendo 5 ou mais, o valor do indicador é máximo (5). A presença ou não de espécies arbóreas é relevante uma vez que regiões mais

desenvolvidas socioeconomicamente tendem a ter mais presença de árvores [8], as quais têm efeitos positivos, como mitigação de ilhas de calor, ocorrência de sombra, aumento do potencial para caminhabilidade e viés positivo para questões relativas à saúde mental. Vale destacar, entretanto, que existem limitações para esse dado, pois o IBGE entende como árvore qualquer indivíduo maior que 1,5 metro, o que, de fato, não representaria um grande impacto.

Assim como o indicador de banheiros por pessoa, o indicador de arborização é uma média ponderada, já que são conferidos pesos às variáveis dependendo da quantidade de árvores em questão. As variáveis T_{2i} e T_{5i} representam, respectivamente, o número de domicílios do setor “i” com uma a duas árvores em frente e aqueles classificados como “saltado”. Já T_{3i} corresponde ao número de domicílios que declararam de três a quatro árvores, enquanto T_{4i} representa os domicílios com cinco ou mais árvores. Os coeficientes 1,5, 3,5 e 5 são pesos atribuídos a essas categorias, de modo a refletir intensidade crescente de arborização. O denominador D_i corresponde ao total de domicílios particulares permanentes no setor “i”.

$$Arb = \frac{1,5 \cdot (T_{2i} + T_{5i}) + 3,5 \cdot T_{3i} + 5 \cdot T_{4i}}{D_i}$$

As variáveis foram normalizadas a fim de que tenham a mesma escala e se tornem comparáveis. O método de normalização realizado foi o de mínimos e máximos. Seja x_i o valor observado da variável no setor “i”, com $x_{\min}$ e $x_{\max}$ representando, respectivamente, os valores mínimo e máximo da variável em todos os setores:

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

Esse método estatístico de normalização possui desvantagens. A presença de outliers pode fazer com que os resultados da normalização sejam problemáticos, resultando numa escala concentrada em uma faixa de valores. Nesta pesquisa, um outlier foi observado na taxa de alfabetização. O valor mínimo observado foi 0.5, sendo o segundo valor o de 0.812. Uma das alternativas para tratar os outliers é a realização de um intervalo de credibilidade de 95%, aparando as “extremidades” dos valores e desprezando os outliers. A solução adotada neste caso foi a winsorização, que consistiu em transformar o menor valor no segundo menor valor, ou seja, fazer com que os dois tenham como valor “0”, após a normalização.

Para que o índice seja aplicável a outras regiões, que terão mínimos e máximos diferentes, é preciso deixar registrado os mínimos e máximos utilizados na normalização.

Variável	Mínimo	Máximo
Taxa de alfabetização	0.812	1
Banheiros por pessoa	0.263	0.839
Taxa de coleta de lixo	0.1933333	1
Indicador arborização	0	5
Renda média	1014	8010

Tabela 1. Registros dos mínimos e máximos utilizados para a normalização das variáveis.

Ratificando: o índice de vulnerabilidade socioeconômica é, pois, uma média simples desses 5 indicadores normalizados. Com isso, cada setor censitário tem um valor do índice associado a ele.

A cidade de Mauá-SP conta com 60 favelas, segundo o censo do IBGE de 2022. Foi realizado um cálculo de um índice médio para cada uma das 60 favelas, além de dois outros: para todas as áreas de não-favela, e um para todas as áreas de favela agrupadas. Esse índice médio, por sua vez, não se tratou de uma média simples, mas uma média ponderada pela população dos setores censitários. Compondo uma favela, existem vários setores censitários, cada um com um índice de vulnerabilidade socioeconômica diferente. Nem todos os setores têm a mesma população. Para fazer uma média do índice para os setores daquela favela, o peso do índice de cada setor foi ponderado pela sua população: tendo mais peso o índice de setores com mais habitantes (o que significaria mais pessoas naquela condição específica de vulnerabilidade).

O IBGE disponibilizou no censo de 2022 a população de pessoas brancas, pretas, pardas, amarelas e indígenas, por setor censitário. Para fazer a regressão testando estaticamente a relação do índice com raça, foram agrupados os grupos de pessoas pretas, pardas, amarelas e indígenas como um grande grupo de não-brancos. Então, foi calculada a proporção de pessoas brancas ($propBr_i$) e a proporção de homens ($propHom_i$).

$$propBr_i = \frac{pessoas_brancas_i}{pessoas_brancas_i + pessoas_nao_brancas_i}$$

$$propHom_i = \frac{homens_i}{homens_i + mulheres_i}$$

A densidade populacional foi calculada dividindo o número de habitantes de um setor pela sua área total, em hectares. Os cálculos de área foram realizados por meio da

linguagem “R” e os polígonos (*shapefiles*) das favelas foram adquiridos via IBGE.

$$dens_i^{ha} = \frac{P_i}{area_ha_i}, \quad area_ha_i = \frac{area_m_i^2}{10^4}$$

Figura 1. Fórmulas para cálculo da densidade populacional.

Para fazer a regressão, foi realizada uma amostragem aleatória simples de 80 setores. O pressuposto da normalidade dos resíduos foi verificado por meio do teste de Shapiro-Wilk, a 5% de significância.

$$I_i = \beta_0 + \beta_1 propBr_i + \beta_2 propHom_i + \varepsilon_i$$

Figura 2. Fórmula da regressão usando raça e gênero como variáveis independentes.

$$I_i = \gamma_0 + \gamma_1 dens_i^{ha} + \varepsilon_i$$

Figura 3. Fórmula da regressão utilizando a densidade populacional como variável independente.

Foram construídos os boxplots para cada uma das favelas, para todas as áreas de favela agrupadas e para todos os setores em áreas de não-favela agrupados. Como mencionado na seção anterior, os índices médios por favela são médias ponderadas: é possível, com o boxplot, ver a variação dos índices intra-favela, por setores. As linhas dos boxplots representam as medianas. Eles foram ordenados em ordem crescente por mediana, à exceção dos dois primeiros.

Por fim, as duas pirâmides foram feitas somando as faixas populacionais de todos os setores censitários das áreas de favela e de não-favela. São 11 as faixas etárias as disponibilizadas pelo IBGE.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Analisando os boxplots, podemos ver que a mediana das áreas de não-favela é significativamente maior que as áreas de favela. Existem inclusive alguns setores (pontos à direita) com o índice muito superior à mediana. Em contrapartida, nota-se que há três favelas com a sua mediana maior que a mediana da média de todas as áreas de não-favela.

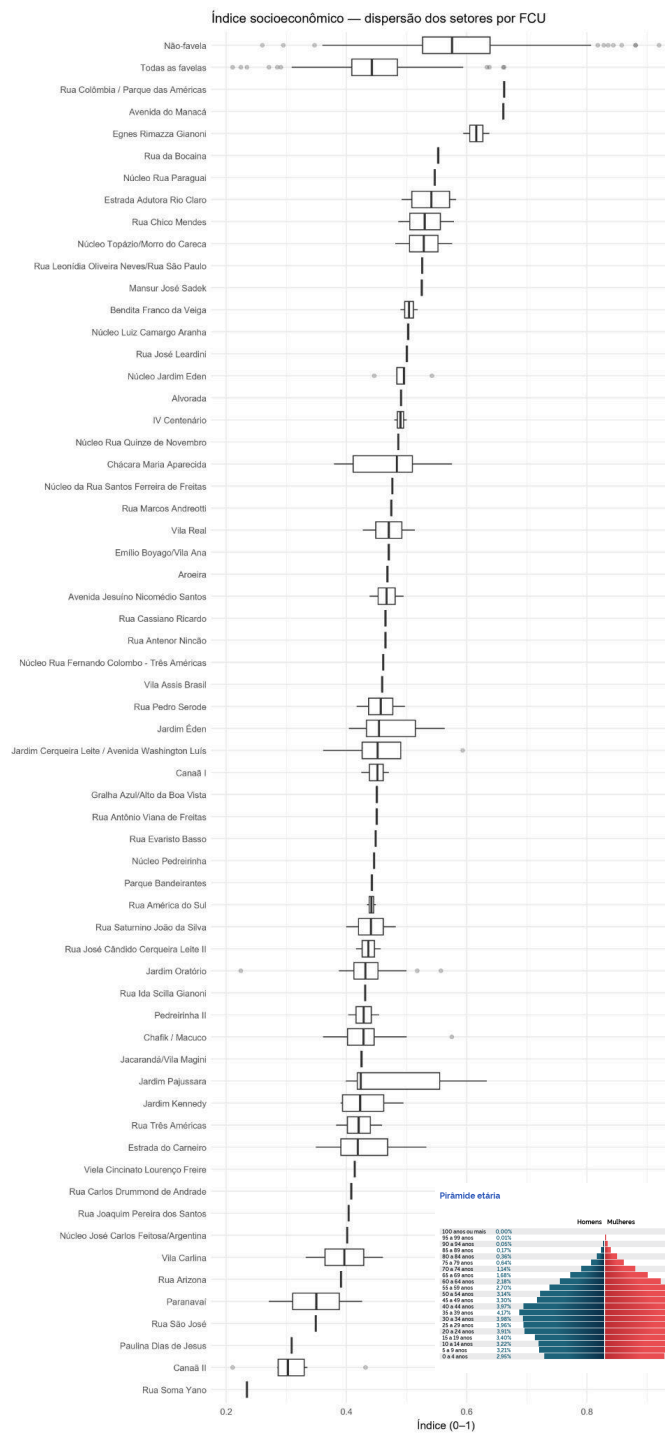


Figura 4. Boxplots dos índices médios para cada favela e para áreas de favela agrupadas e de não-favela.

Médias dos componentes — Favela vs Não-favela

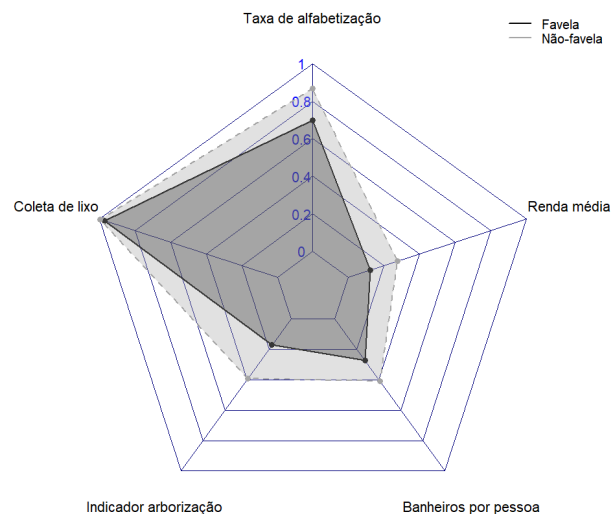


Figura 5. Gráfico de radar da média dos índices para as áreas de favela e não-favela.

Com o gráfico de radar, é possível visualizar que o indicador da taxa de coleta de lixo não apresentou grande variação, em se comparando áreas de favela e de não-favela. A variável que mais apresentou discrepância foi a relativa à arborização, sendo as outras três apresentando uma diferença semelhante e, portanto, impacto similar para a diferença dos índices médios.

As pirâmides populacionais se mostraram significativamente diferentes. A pirâmide para a área de não-favela apresenta topo mais largo e base mais estreita quando comparada à das áreas de favela. O que indica uma maior semelhança da primeira com pirâmides de regiões mais desenvolvidas que a segunda. A esperança de vida, portanto, tende a ser maior em áreas de não-favela, como mostram as pirâmides.

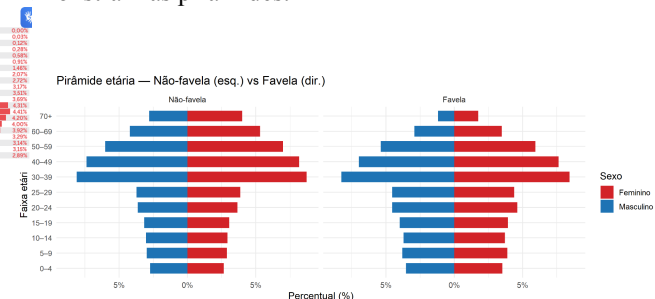


Figura 6. Pirâmides etárias: áreas de favela e não-favela.

Nesta visualização graduada, os setores censitários sem população associada foram colocados como transparentes. Podemos ver que existem alguns setores, na região nordeste da cidade, que apresentam números baixos do índice, comparável a determinadas regiões de favela. Uma das

favelas com índice com valor mais baixo (portanto mais vulnerável) está próximo de uma região sem população associada, que se trata de uma refinaria – na região noroeste do município.

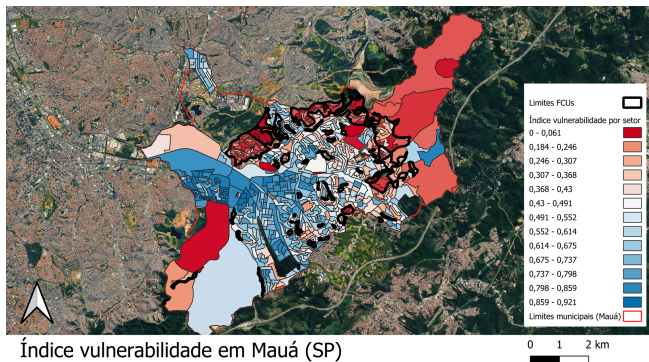


Figura 7. Imagem com a visualização dos índices de vulnerabilidade por setor censitário.

Já na visualização abaixo, aos setores sem população associada foi atribuído o valor do índice médio (e a mesma cor graduada) calculado para as áreas sem favelas.

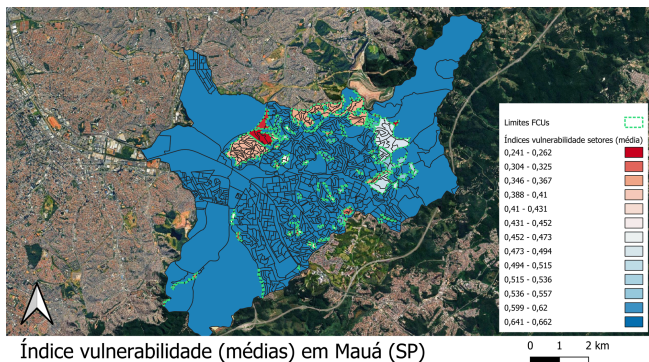


Figura 8. Imagem com a visualização dos índices de vulnerabilidade médio por favela e pelas áreas de não-favela.

A regressão linear realizada para raça e gênero apresentou normalidade dos resíduos a 5% de significância.

Ainda, apresentou como resultado que a regressão como um todo é significativa, sendo que o coeficiente relativo à raça apresentou valor-p extremamente baixo, sendo portanto significativa estatisticamente a esse respeito. O mesmo não pode ser dito quanto à significância estatística do coeficiente da proporção de homens, que apresentou valor-p de 0,095.

Estatística_W	p_value	Conclusao
0.972	0.081	Não rejeita normalidade (α=0,05)

Figura 9. Teste de Shapiro-Wilk para a normalidade dos resíduos da regressão de raça e gênero.

Termo	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.5043	0.1420	3.552	<0.001
prop_branços	0.5470	0.0681	8.035	<0.001
prop_homens	-0.4843	0.2863	-1.691	0.095

Figura 10. Tabela relativa à regressão de raça e gênero.

O teste de Shapiro-Wilk foi novamente realizado, para a regressão da densidade populacional, e os resíduos podem ser considerados normais. Esta segunda regressão, contudo, não se mostrou significativa para essa variável independente.

Estatística_W	p_value	Conclusao
0.987	0.594	Não rejeita normalidade (α=0,05)

Figura 11. Teste de Shapiro-Wilk para a normalidade dos resíduos da regressão de densidade populacional.

Termo	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.5657	0.0181	31.304	<0.001
X_dens_ha	-0.0001	0.0001	-1.274	0.207

Figura 12. Tabela relativa à regressão de densidade populacional.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Assim, em Mauá, as áreas de favela e não-favela apresentaram diferenças significativas no que tange tanto ao índice aqui desenvolvido, quanto à pirâmide etária. Ambos ~~construídos com base nos dados disponibilizados pelo censo de 2022 do IBGE.~~

A caracterização de áreas de favela é crucial para a construção de políticas públicas mais precisas e eficazes. Ainda, a definição de um índice que mede a vulnerabilidade e a precariedade da população pode ser um instrumento importante para a identificação de áreas de favela para além dos polígonos disponibilizados pelo IBGE, juntamente com a inclusão e análise de imagens de satélite, as quais são disponibilizadas gratuitamente pelo governo brasileiro.

Este trabalho abre caminho para pesquisas futuras que investiguem a localização das regiões mais vulneráveis em associação a determinadas áreas, como a proximidade a refinarias. Desse modo, abrem-se outras hipóteses: o que leva a determinadas regiões serem mais vulneráveis que outras? A distância em relação ao centro da cidade pode ser determinante? Quais os fatores históricos da construção da cidade de Mauá podem ter influído para essa conformação específica?

Outra possibilidade futura é a construção de uma tipologia urbana intrafavela, pensando características morfológicas do relevo, associadas a características

populacionais, como regiões mais ou menos densas populacionalmente.

No que diz respeito às hipóteses aventadas na introdução quanto à influência dos fatores gênero, raça e densidade populacional no índice de vulnerabilidade socioeconômica, concluiu-se a partir de regressões lineares que apenas a variável raça apresenta relação estatisticamente significativa.

5. REFERÊNCIAS

[1] OLIVEIRA, L.; KUFFER, M.; SCHWARZ, N.; PEDRASSOLI, J. C. Capturing deprived areas using unsupervised machine learning and open data: a case study in São Paulo, Brazil. *European Journal of Remote Sensing*, v. 56, n. 1, art. 2214690, 2023.

[2] OWUSU, M.; ENGSTRÖM, R.; THOMSON, D.; KUFFER, M.; MANN, M. L. Mapping deprived urban areas using open geospatial data and machine learning in Africa. *Urban Science*, v. 7, n. 4, art. 116, 2023.

[3] BREUER, J. H.; FRIESEN, J. Methods to assess spatio-temporal changes of slum populations. *Cities*, v. 143, art. 104582, 2023.

[4] KAWAHARA, I. Z. *Mercado imobiliário em favelas: um estudo sobre os promotores imobiliários*. 2023. Tese de Doutorado. Rio de Janeiro: Universidade Federal Fluminense, 2023.

[5] DIAS, B. et al. Identifying Precarious Settlements and Urban Fabric Typologies Based on GEOBIA and Data Mining in Brazilian Amazon Cities. *Remote Sensing*, v. 14, n. 3, p. 704–704, 2 fev. 2022. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2072-4292/14/3/704>>. Acesso em: 10 jul 2025.

[6] INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Censo Demográfico 2022: Favelas e Comunidades Urbanas – Resultados do Universo*. Rio de Janeiro: IBGE, 2024. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102170.pdf>>. Acesso em: 30 maio 2025.

[7] LIMA, C. R. N. A. Função igual, tratamento salarial desigual: gênero, trabalho e remuneração. *Revista Refas*, v. 2, n. 1, p. 79-98, 2018. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/ref/a/r8GpqLQg3CfJsNFJzgVTWdx/>. Acesso em: 13 set. 2025.

[8] FARINHA, Bárbara Saeta. *Árvores para quem?* Um estudo sobre percepção ambiental e distribuição socioeconômica da floresta urbana na cidade de São Paulo. 2022. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.