57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

INDICADOR DE VULNERABILIDADE À SAÚDE PARA CASOS DE TUBERCULOSE EM MUNICÍPIOS PRIORITÁRIOS

Ciro José Jardim de Figueiredo
Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA)
Av. Francisco Mota, 572 - Costa e Silva, Mossoró RN
ciro.figueiredo@ufersa.edu.br

Amanda Gadelha Ferreira Rosa
Universidade Federal do Piauí
Campus Universitário Ministro Petrônio Portella - Ininga, Teresina PI
amanda.rosa@ufpi.edu.br

Camila Karen Alves Pedrosa
Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA)
Av. Francisco Mota, 572 - Costa e Silva, Mossoró RN
camila.pedrosa@ufersa.alunos.edu.br

Adriele Karin Feliciano da Silva
Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA)
Rua Gamaliel Martins Bezerra, S/N – Alto da Alegria, Mossoró RN
camila.pedrosa@ufersa.alunos.edu.br

RESUMO

Determinantes sociais são fatores que podem contribuir, juntamente aos indivíduos no surgimento de diferentes tipos de enfermidades. A compreensão desses determinantes permite a formulação de políticas públicas voltadas à eliminação dessas enfermidades, como é o caso do Programa Brasil Saudável, que busca erradicar doenças como tuberculose. Nesse sentido, este estudo explorou 22 variáveis relacionadas a questões sociais, econômicas e demográficas associadas a casos de tuberculose para 77 municípios brasileiros. Utilizando um método de apoio multicritério - Dominance-based Rough Set Approach foi possível criar regras de decisão com base em um subconjunto de municípios. Com estas regras foi verificado que aspectos como PIB, número de favelas, população e índice de desenvolvimento humano podem ser usados para classificar os municípios com relação a vulnerabilidade quanto a tuberculose. Neste sentido, este trabalho contribui ao permitir esse tipo de classificação, o que apoia o desenvolvimento de políticas públicas em cidades prioritárias.

PALAVRAS CHAVE. Determinantes sociais, Tuberculose, Modelo de decisão, Políticas públicas.

Tópicos (SA – PO na Área de Saúde, ADM – Apoio à Decisão Multicritério)

ABSTRACT

Social determinants are features that may affect individuals to appear in some sickness. Understanding these determinants allows public policies to eliminate these illnesses, such as "Programa Brasil Saudável," which searches for eliminating diseases such as tuberculosis. In this sense, the present study explored 22 variables related to tuberculosis cases' social, economic, and demographic aspects in 77 Brazilian municipalities. Using multiple criteria decision-making through the Dominance-based Rough Set Approach, it was possible to create decision rules based on subset of municipalities. With these decision rules was verified that some aspects such as PIB, number of slums, inhabitants, and human development index it is possible to sorting the

municipalities with related the vulnerability to tuberculosis. Then, this paper brings a contribution to evaluate the municipalities, allowing at sort to id the development of public policies in priority cities.

KEYWORDS. Social determinants, Tuberculosis, Decision model

Paper topics (OR in the Health Field, ADM – Multicriteria Decision Aid)

1. Introdução

Os fatores sociais de saúde relacionados à condição de vida e de trabalho de um indivíduo, ou grupo populacional, implicam a ocorrência das chamadas Doenças Socialmente Determinadas (DDS) [Buss e Pellegrini Filho, 2007]. A análise desses fatores possibilita o desenvolvimento de estratégias de políticas públicas. E, embora as discussões acerca das DDSs ainda sejam incipientes, no Brasil observa-se um esforço para a eliminação dessas doenças, a exemplo da criação do "Programa Brasil Saudável" pelo Decreto N° 11.908 de 2024 [Brasil, 2024], que tem por objetivo de erradicar doenças como tuberculose, HIV/AIDS, doença de Chagas, malária, tracoma, entre outras, com atuação do Comitê Interministerial para a Eliminação da Tuberculose e de Outras Doenças Determinadas Socialmente [CIEDDS, 2025]. De acordo com este comitê, 175 municípios brasileiros são prioritários para reduzir em zero o número de casos.

Dahlgren e Whitehead [2021] propõem que a saúde dos indivíduos é influenciada por diferentes camadas de determinantes, entre as quais se destaca uma faixa intermediária composta por fatores como educação, condições de trabalho, acesso à água potável, saneamento básico e serviços sociais e de saúde, os quais desempenham papel fundamental no bem-estar da população. O modelo de Diderichsen e Hallqvist, descrevem os cidadãos estratificados em posições sociais nas quais estão sujeitos a diferentes tipos de vulnerabilidade e inclui a definição de "consequências sociais", compreendido como os impactos que os indivíduos e seus familiares são acometidos quando ocorre uma doença [Garbois et al. 2017]. Neste modelo, é exemplificado como a epidemia de HIV na década de 1980 teve alta relação com países com baixo desenvolvimento econômico e baixo nível de saúde pública [Diderichsen et al., 2012].

No contexto de saúde e suas determinações sociais, torna-se importante, do ponto de vista das políticas públicas, uma coadunação entre os aspectos sociais e o cuidado da saúde sob o ponto de vista biológico [Garbois et al. 2017]. Logo, emerge uma ampla e delicada discussão acerca da vulnerabilidade social, uma vez que está se apoia em fatores físicos, sociais, econômicos, e ambientais [Ashokan et al., 2024], que levam em consideração as características, do indivíduo e da comunidade, capazes de afetar a capacidade de antecipar, confrontar, reparar e recuperar os efeitos de ameaças e doenças [Wisner et al., 2004; Franagan et al. 2018].

Ferramenta útil na mensuração da vulnerabilidade, os indicadores quantitativos [Spielman et al., 2020] podem ser utilizados em diferentes contextos: segurança pública [Pedrosa et al., 2024; Rosa et al. 2023], desenvolvimento humano [Costa Neto et al. 2024], e de Covid-19 tomando como base aspectos sociais e econômicos [Figueiredo et al., 2022] [Souza et al., 2022]. A criação dos indicadores citados fundamentou-se na aplicação de métodos de Apoio Multicritério à Decisão (ADM), sendo discutido na literatura mas com potencial no campo da saúde. De igual maneira, o presente artigo visa apresentar a construção do Índice de Vulnerabilidade à Saúde (IVS) por meio do método de decisão multicritério DRSA para casos de tuberculose registrados no Brasil.

2. Revisão da literatura

Essa seção apresenta um breve referencial sobre estudos recentes a respeito da vulnerabilidade social e temas relacionados a saúde da população, permitindo assim sustentar em parte da construção do modelo proposto neste artigo.

2.1 Vulnerabilidade social e DDS

Relacionar a vulnerabilidade a determinadas enfermidades e estabelecer os fatores que influenciam a sua progressão, mostra-se um tópico desafiador, tendo em vista a seleção das variáveis de análise [Jurecka et al. 2025] e o perfil dos pacientes durante o tratamento e garantia da sua continuidade [Bhering et al., 2024], além das iniquidades em saúde [Scuarcialupi et al., 2025].

A pesquisa conduzida por [Mah et al., 2023] mostrou que mensurar o IVS ainda que englobe vários temas na literatura, exige uma atenção crescente na área saúde médica. E o Brasil

tem tido destaque ao ocupar o segundo lugar em números de publicações [Mah et al., 2023]. Nesse sentido, foi observado que a profilaxia de prevenção para HIV se correlaciona com algumas variáveis como índice de analfabetismo, coleta de lixo urbano e renda per capta [Mendonça Gil et al., 2023]. Outros aspectos relevantes, as mulheres transexuais e travestis soropositivos são, em sua maioria, indivíduos com idade entre 38 e 58 anos, possuem ensino médio completo e histórico como profissionais do sexo [Bassichetto et al., 2024].

Embora tenha sido realizado nos Estados Unidos da América, a pesquisa realizada por [Jurecka et al., 2025] demonstrou que descrever um IVS deve levar em consideração aspectos como raça e minorias étnicas, custos excessivos de moradia e renda familiar. Em [Bhering et al., 2024] foi verificado que a saída voluntária do tratamento de tuberculose ocorre por pessoas que estão em situação de rua ou moram em abrigos. Nos Países Baixos foi evidenciado que mulheres profissionais do sexo apresentam um percentual maior de resultados positivos para a bactéria *Neisseria gonorrhoeae* [Evers et al. 2025]. Por fim, [Souza et al., 2021] constataram através de uma análise espacial com municípios do nordeste brasileiro, que uma boa qualidade de serviço de atenção básica a saúde condiciona um baixo índice de vulnerabilidade social. Esse cenário é significativo e demonstra que esse problema poderia ser solucionado através de redes de atenção à saúde e ações especificas para mudar os determinantes sociais. De maneira geral, pode-se concluir um amplo espaço de debates para a discussão sobre métrica para IVS considerando doenças que possuem determinantes sociais. A metodologia apresentada a seguir irá estruturar como este indicador foi construído.

3. Metodologia

Uma vez que o objetivo do trabalho é classificar municípios quanto ao nível de vulnerabilidade à saúde e que possam ter associação com casos de tuberculose, considerando-se as características locais, demográficas e do ambiente construído, a presente seção volta-se às etapas de construção do IVS para uma doença com cerca de 10 milhões de casos estimados e 1 milhão de mortes em 2022 segundo a Organização Mundial da Saúde [OMS, 2024]. No Brasil, o tratamento para tuberculose é oferecido gratuitamente havendo orientações para os novos casos e remissões conforme orientações do MS [Bhering *et al.*, 2024]. Para alcançar os resultados, primeiro será apresentado o método multicritério usado no problema. Em seguida são descritas as etapas de coleta de dados e local de estudo. Por fim, o processo de integração usado na pesquisa.

3.1 Dominance-based Rough Set Approach (DRSA)

Os métodos de Apoio à Decisão Multicritério (ADM) são amplamente conhecidos na literatura. Pesquisa recentes apresentam publicações em setores como segurança pública [Rosa et al. 2023; Pedrosa et al. 2024]; avaliação do índice de desenvolvimento humano [Costa Neto et al. 2024]; energia renovável [Das et al. 2024]. Demonstrando as oportunidades em diversos temas e oportunizando outras áreas de pesquisa. Dentre estas abordagens disponíveis na literatura, o método DRSA tem sido amplamente utilizado em várias aplicações, no qual se verifica uma atenção especial, pois exige poucas informações de preferência do decisor, mas requisitando uma visão mais holística do problema, fazendo uso dos dados de avaliação das alternativas em relação aos critérios [Slowinski et al., 2012].

Os conceitos básicos do DRSA são estabelecidos a seguir. Um conjunto de alternativas que são avaliadas por um conjunto de critérios, no qual forma um sistema de informação de quatro tuplas $S = \{A, Q, V, f\}$. Onde: A é o conjunto finito de alternativas; Q é o conjunto finito de critérios;V_q é o domínio do $q; V = q \in QV_q$, e $f: A \times Q \to V$ é a função total tal que $f(a, q) \in V_q$ para cada $q \in Q$ e $a \in A$. Também, o DRSA introduz o conceito de dominância. Seja $C \subseteq Q$ um subconjunto de critérios chamados de critérios de condição. A relação de dominância D_c associada em C é definida como um par de alternativas a_1 e a_2, tal que $\forall (a_1, a_2) \in A \times A$ (Eq. 1):

$$a_1 D_c a_2 \Leftrightarrow f(a_1, c) \geqslant f(a_2, c) \forall c \in C \quad (1)$$

Onde: $f(a_1, c) \succcurlyeq f(a_2, c)$ significa que "a_1 domina a_2 com respeito ao critério C".

Para cada conjunto de critérios Q usualmente se divide no conjunto de critérios de condição C e no conjunto de critérios de decisão D. Os critérios de decisão definido em d fazem uma partição em A chamado de classes preferencialmente ordenadas $Cl = \{Cl_t, t \in T\}, T = \{0, \dots, n\}$, tal que cada $a \in A$ é classificada em somente uma classe. Sendo $r, s \in T$ e $r > s$, uma alternativa classificada em Cl_r é mais preferível que uma alternativa classificada Cl_s dado o conjunto d.

O algoritmo DOMLEM [Blaszczynski et al. 2013] gera as regras de decisão usadas para avaliar o conjunto de alternativas. As regras de decisão são categorizadas em duas partes: condição e decisão. Para este estudo, será considerada uma aproximação P-inferior de classes de decisão definidas como $\underline{P}(Cl_t^{\geq})$ e $\underline{P}(Cl_t^{\leq})$ cujo objetivo é atribuir as classes baseadas em regras certas (Eq. 2):

Se $f(a_i, c_1) \geq r_1 \wedge \dots \wedge f(a_i, c_m) \geq r_t$ Então $a_i \in Cl_t^{\geq}$ tal que $(r_1 \dots r_t) \in V_{c_1} \times \dots \times V_{c_m}$ (2)

Onde:$(a_i, c_1) \geq r_1$: representa a avaliação da alternativa em relação ao um subconjunto de critérios para ser classificado em *pelo menos* na $Cl_t^{\geq}$.

Estas regras de decisão são construídas a partir das alternativas particionadas na aproximação P-inferior da união de classes superior $Cl_t^{\geq}$ (Eq. 3):

Se $f(a_i, c_1) \leq r_1 \wedge \dots \wedge f(a_i, c_m) \leq r_t$ Então $a_i \in Cl_t^{\leq}$ tal que $(r_1 \dots r_t) \in V_{c_1} \times \dots \times V_{c_m}$ (3)

Onde:$(a_i, c_1) \geq r_1$ representa a avaliação da alternativa relacionada aos critérios que a classificam *no máximo* em $Cl_t^{\leq}$.

Estas regras de decisão são construídas a partir das alternativas particionadas na aproximação P-inferior da união de classe de decisão inferior $Cl_t^{\leq}$. Para realizar estes procedimentos o software utilizado foi jMAF [Blaszczynski et al. 2013].

Além de estabelecer regras de decisão para gerar recomendações junto ao decisor, facilitando a interpretação, o DRSA permite avaliar a qualidade da classificação da aproximação de ($\underline{P}(Cl_t^{\geq})$ e $\underline{P}(Cl_t^{\leq})$). Para este cálculo é considerado a taxa expressa pela cardinalidade entre o universo de A e todas alternativas classificadas P-corretamente. Para todo o subconjunto $P \subseteq C$ tal que $\gamma_P(Cl) = \gamma_C(Cl)$ é chamado de redutos de C com relação a Cl denotado por $RED_{Cl}(P)$. O core $CORE_P$ formado pela interseção de todos os redutos (Eq. 4):

$$\gamma_P(Cl) = \frac{\left|A - \left(t = 1, .., nBn_P(Cl_t^{\leq})\right) \cup \left(\left| \cup_{t=1,..,n} Bn_P\right|(Cl_t^{\geq}))\right|}{|A|} \quad (4)$$

3.2 Descrição das alternativas e critérios

Para construir o IVS para tuberculose, foram escolhidas diferentes variáveis sociais e demográficas para 77 municípios prioritários conforme definição do Ministério da Saúde [CIEDDS, 2025]. Cada município é uma alternativa avaliada por um conjunto de critérios. Para a escolha dos critérios, foram considerados estudos anteriores que fizeram uso de informações semelhantes ou iguais para construir indicadores associados a doenças com determinações sociais. O estudo conduzido por [Costa et al. 2018] menciona três dimensões: infraestrutura urbana, capital humano, renda e trabalho. Para cada uma dessas dimensões há os critérios descritos e mensuráveis. Outros estudos citam a posição da marginalização social [Baah et al., 2019], características como sexo, cor, faixa etária [Gioseffi et al., 2023], renda e ocupação [Litvinjenko et al., 2023]

Para o presente estudo, foram usadas as informações do Censo Demográfico do IBGE [2022], visando manter um quadro recente de dados que possam estar associados as doenças e representados pelas regras de decisão. Portanto, foram consideradas as seguintes variáveis por município: Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (idhm), Unidade do SUS (sus), Produto Interno Bruto (pib), Área urbanizada (areaurb), Salário médio mensal (sal_mean),

Número de favelas e comunidades urbanas (num_favelas), Taxa bruta de frequência escolar (escolaridade), População (populaccao), População de homens brancos (hb), População de mulheres brancas (mb), População de homens pretos (hp), População de mulheres pretas (mp), População de homens amarelos (ha), População de mulheres amarelas (ma), População de homens pardos (hpa), População de mulheres pardas (mpa), População de homens indígenas (hi), População de mulheres indígenas (mi), Domicílios particulares permanentes ocupados (house), Número de domicílios sem esgoto (sanitário), Média de moradores em áreas urbanas (mean_urb) e Média de moradores em áreas rurais (mean_rural). Também foi considerada a série histórica de tuberculose nos municípios avaliados, para o intervalo de 2001 até 2023 [DATASUS, 2025]. Critérios e casos registrados foram correlacionados para apoiar a eliminação de variáveis com baixa associação com registros históricos.

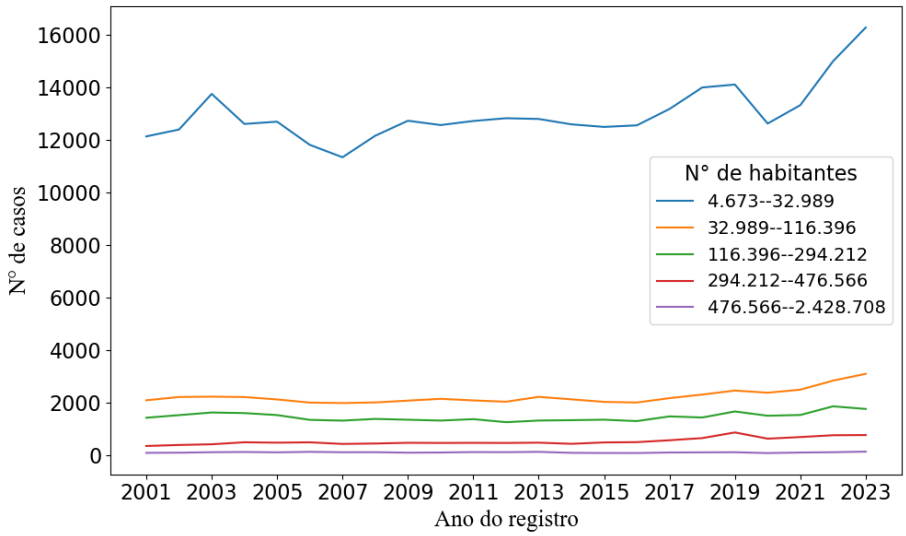
3.3 Síntese da metodologia

Após a seleção dos critérios, alternativas e a definição do DRSA como ferramenta para construção do IVS, realizou-se uma análise de correlação a fim de verificar a presença de associação entre os critérios. Esta informação é importante para definir o critério como tipo "custo" ou "ganho". Posteriormente, a série histórica foi observada e depois agregadas em classes de decisão. A agregação das classes foi feita pelos quartis para manter uma quantidade uniforme de alternativas por classe. Essas classes serviram também de *input* na tabela de informação do DRSA.

4 Resultados e Discussões

A primeira análise realizada foi a inspeção da série histórica das ocorrências para os municípios escolhidos (Figura 1). Foram consideradas cidades das cinco regiões brasileiras, incluindo as seguintes capitais: Fortaleza, Salvador, Manaus, Curitiba, Goiânia, Belém, São Luís, Maceió, Campo Grande, João Pessoa e Cuiabá. A série histórica foi dividida nos quartis para estratificação das cinco classes diferentes e mostrou um comportamento de estabilidade, embora tenham ocorridos oscilações maiores na última classe além de um início de crescimento de registros de casos, reforçando a motivação da enfermidade escolhida.

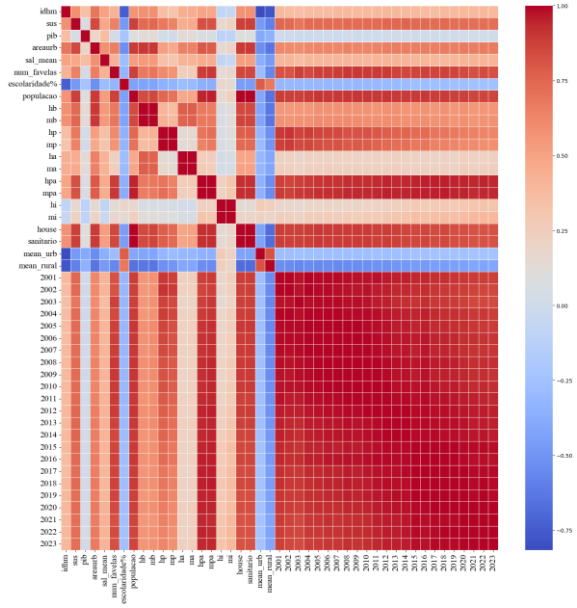
Figura 1 – Evolução dos casos de tuberculose dividido por grupos populacionais dos municípios prioritários.



Em seguida, foram observadas as associações dos determinantes com os números de casos, obtendo-se uma relação positiva para a maioria das variáveis (Figura 2) e associações negativas para as variáveis: PIB, Escolaridade, Média de moradores em áreas urbanas e Média de

moradores em áreas rurais, indicando que o número de casos é menor quando associados com estas quatro variáveis. Foram retiradas as variáveis ha, ma, hi e mi por apresentarem uma baixa correlação.

Figura 2 – Matriz de correlação entre as variáveis escolhidos e o registro dos casos.



Após a escolha das variáveis foram definidas as classes de decisão conforme a divisão por quartis para o número de ocorrências. Assim em cada quartil foi associado a classe de decisão. Essa tratativa, exige uma menor participação do decisor, evitando assim esforços para elicitação de pesos e limiares de preferência, o que nem sempre é possível caso haja uma não familiaridade do mesmo com este tipo de metodologia. Devido à estabilidade dos casos ao longo da série optou-se por analisar o IVS, considerando os três últimos anos e observado na Figura 1: 2021, 2022 e 2023. Esta metodologia é interessante, pois além de não restringir a apenas um único resultado, permite analisar a robustez do modelo como observado em Pedrosa et al [2024]. Para cada grupo, foi feita uma seleção aleatória de exemplos de referência para poder aplicar o DRSA. Por uma questão de convenção, a classe 1 representa o nível de vulnerabilidade “Baixa”, classe 2 com nível de vulnerabilidade “Moderada baixa”, classe 3 como a vulnerabilidade definida como “Moderada alta” e por último, classe 4 como “Alto” nível de vulnerabilidade. A Tabela 1 apresenta a distribuição das alternativas por classe, considerando o intervalo de casos por município.

Tabela 1 – Distribuição dos municípios por classe.

	2021	2022	2023
Baixa	21	20	20
Moderada baixa	18	19	19
Moderada alta	19	19	19
Alta	19	19	19

Definidas as classes *a priori*, aplicou-se o DRSA para os três conjuntos de alternativas de referências. As alternativas foram escolhidas segundo o critério da aleatoriedade como artifício de evitar vieses, de forma que se buscou manter um mínimo de representatividade para cada classe de decisão. Os resultados foram analisados a partir dos parâmetros referentes aos conjuntos reduzidos de C com relação a Cl, do core ($CORE_P$) Qualidade da aproximação e das regras de decisão criadas para cada conjunto de alternativas de referências usadas (Tabela 2).

Tabela 2 – Evolução dos casos de tuberculose dividido por grupos populacionais dos municípios prioritários.

#	N° de conjuntos reduzidos de C	$CORE_P$	Qualidade da aproximação	N° Regras de decisão
2021	133	0	*No máximo* 1 10(1) *Pelo menos* 2 20(1) *No máximo* 2 17(1) *Pelo menos* 3 13(1) *No máximo* 3 24(1) *Pelo menos* 6(1)	9
2022	91	1	*No máximo* 1 10(0,818) *Pelo menos* 2 20(0,905) *No máximo* 2 17(1) *Pelo menos* 3 13(1) *No máximo* 3 22(1) *Pelo menos* 4 8(1)	11
2023	47	0	*No máximo* 1 10(1) *Pelo menos* 2 21(1) *No máximo* 2 18(1) *Pelo menos* 3 13(1) *No máximo* 3 25(1) *Pelo menos* 4 6(1)	8

No máximo # e Pelo menos # - 1: Vulnerabilidade baixa; 2: Vulnerabilidade Moderada baixa; 3: Vulnerabilidade Moderada alta; 2: Vulnerabilidade Alta.

De maneira geral, pode-se afirmar que os exemplos escolhidos podem representar o processo de classificação quanto a vulnerabilidade para o número de casos de tuberculose. Não foram verificados redutos, o que não inviabiliza os resultados. Com relação a qualidade da aproximação os resultados identificaram a quantidade de alternativas para as referências balanceada para as uniões de classes *pelo menos* e *no máximo*, com exceção do nível 4 (IVS Alta) considerando um contexto crítico para poder associar um conjunto de critérios para o nível máximo de vulnerabilidade. Por fim, o número de regras permite uma fácil intepretação por parte do decisor como observados na Tabela 3.

Tabela 3 – Regras de decisão.

2021	#Regras certain at least 1: (populacao ≥ 419379) Então (Classe ≥ 4) 2: (mpa ≥ 59107) Então (Classe ≥ 3) 3: (hp ≥ 5447) Então (Classe ≥ 2) 4: (sal_mean ≥ 2,6) & (populacao ≥ 70616) Então (Classe ≥ 2) 5: (pib ≤ 18538,27) & (house ≥ 17460.0) Então (Classe ≥ 2)
	#Regras certain at most 6: (populacao ≤ 33080) Então (Classe ≤ 1) 7: (pib ≥ 22934,82) & (sal_mean ≤ 1,7) Então (Classe ≤ 1) 8: (mpa ≤ 56309) Então (Classe ≤ 2) 9: (populacao ≤ 348051) Então (Classe ≤ 3)
2022	#Regras certain at least

	1: (num_favelas ≥ 68) Então (Classe ≥ 4) 2: (populacao ≥ 650877) Então (Classe ≥ 4) 3: (idhm ≥ 0.727) & (num_favelas ≥ 47) Então (Classe ≥ 4) 4: (mpa ≥ 68688) Então (Classe ≥ 3) 5: (pib ≤ 18538,27) & (num_favelas ≥ 11) Então (Classe ≥ 3) 6: (hpa ≥ 28682) Então (Classe ≥ 2)
	#Regras certain at most 7: (populacao ≤ 37765) Então (Classe ≤ 1) 8: (num_favelas ≤ 6) Então (Classe ≤ 2) 9: (pib ≥ 46976,49) & (hpa ≤ 56421) Então (Classe ≤ 2) 10: (num_favelas ≤ 43) Então (Classe ≤ 3) 11: (idhm ≤ 0,712) & (populacao ≤ 616272) Então (Classe ≤ 3)
2023	#Regras certain at least 1: (num_favelas ≥ 55) Então (Classe ≥ 4) 2: (num_favelas ≥ 48) Então (Classe ≥ 3) 3: (escolaridade ≤ 28,81) & (hp ≥ 8072) Então (Classe ≥ 3) 4: (populacao ≥ 73669) Então (Classe ≥ 2)
	#Regras certain at most 5: (populacao ≤ 37765) Então (Classe ≤ 1) 6: (escolaridade ≥ 31,34) Então (Classe ≤ 2) 7: (num_favelas ≤ 37,0) & (hp ≤ 7882) Então (Classe ≤ 2) 8: (num_favelas ≤ 48) Então (Classe ≤ 3)

1: Vulnerabilidade baixa; 2: Vulnerabilidade Moderada baixa; 3: Vulnerabilidade Moderada alta; 2: Vulnerabilidade Alta.

Todas as regras apresentadas na Tabela 3 são do tipo "*certain*" e são divididas em "*Pelo menos*" e "*No máximo*" que são as aproximações de classes usadas no DRSA. Regras do tipo "*certain*" asseguram a certeza quanto a alocação da alternativa em uma classe. Com os resultados, é possível perceber a distribuição de critérios como população, Produto Interno Produto, número de residências, número de favelas, homens e mulheres conforme a cor autodeclarada, escolaridade e índice de desenvolvimento humano dos municípios analisados. Em alguns casos, são usadas duas condicionantes para a definição da classe. É importante mencionar que estes dados são secundários e servem de suporte para caracterizar os municípios para a vulnerabilidade com a relação ao IVS.

Conforme a Tabela 3, também se observa que, para os anos analisados, as quantidades de favelas e o tamanho da população serviram na indução da classe com alta vulnerabilidade. Para as classes intermediárias (2 e 3) houve uma variação entre as variáveis sociais e econômicas, enquanto que na classe com baixa vulnerabilidade foi observada a variável populacional como critério para indução dessas classes. Além disso, não houve alterações significativas entre os critérios usados quando comparado os três grupos de exemplo. Isto é esperado, dado que a mudança das variáveis ocorreu apenas pelos anos com as ocorrências de tuberculose e os demais critérios foram mantidos. Confirmando a robustez do modelo, em virtude que mudanças bruscas ocasionariam alterações dos critérios usados.

Em seguida, os municípios que não foram considerados alternativas de referência puderam ser classificados pelas regras induzidas. Deste modo, além das 77 cidades utilizadas na modelagem inicial do problema, outras 47 foram classificadas com relação ao IVS para os casos de tuberculose, considerando-se a análise dos anos de 2021, 2022 e 2023. Como resultado, observou-se que mais de 50% das alternativas foram classificadas corretamente, ou seja, os municípios estavam coerentes com o perfil definido inicialmente por meio dos quartis, conforme a Tabela 4.

Tabela 4 – Matriz de classificação dos grupos analisados.

#	2021	2022	2023
Corretos	30(63,8%)	32(68%)	28(59%)
Incorretos	17(36,2%)	15(32%)	19(41%)
Não classificados	0(0,0%)	0(0,0%)	0(0,0%)

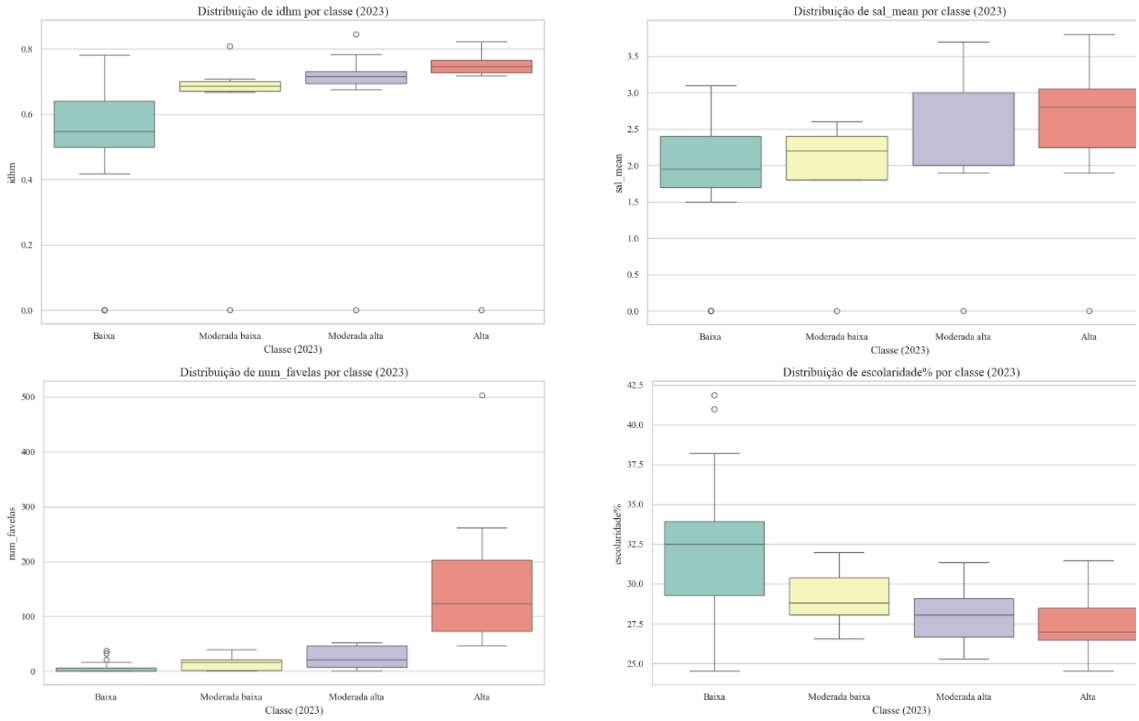
Conforme a Tabela 4, não foram identificadas alternativas como “não classificadas”. Por fim, as cidades classificadas incorretamente tiveram sua classificação atualizada em conformidade com as regras de decisão geradas pelo método DRSA para os três anos analisados (Tabela 5).

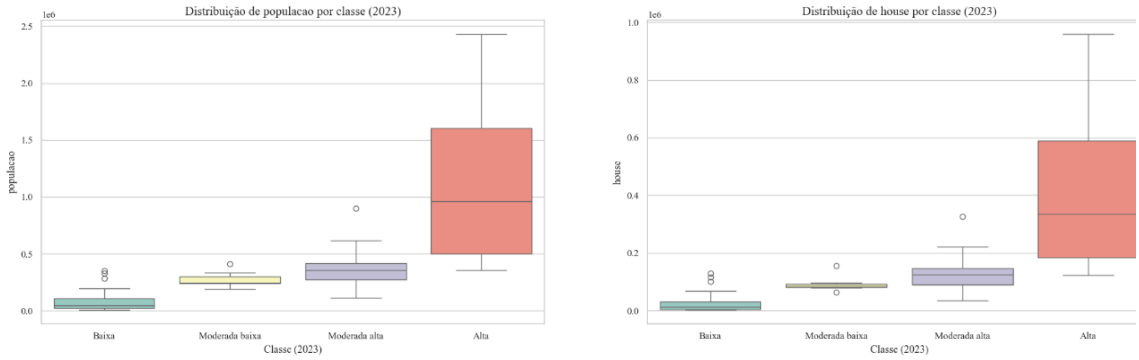
Tabela 5 – Evolução dos casos de tuberculose dividido por grupos populacionais dos municípios prioritários.

IVS	2021	2022	2023
Baixa	39	49	38
Moderada baixa	1	2	7
Moderada alta	13	10	17
Alta	24	16	15

De acordo com a Tabela 5, a maioria dos municípios foram classificadas como de baixo no nível IVS para os casos de tuberculose. Por outro lado, quando considerado a soma dos municípios alocados nas classes “Moderada alta” e “Alta” o total se aproxima da metade das 77 cidades analisadas. Reforçando a importância de investigar estes dados secundários e qual o contexto no qual estão inseridos para avaliação da vulnerabilidade. Em seguida, foram escolhidos critérios sociais econômicos e demográficos para associar com as classificações do IVS, por serem justamente os aspectos secundários dos casos de tuberculose (Figura 3).

Figura 3 – Boxplot da distribuição das classes para critérios do problema.





A Figura 3 evidencia que condições que envolvam a qualidade de vida das pessoas tem maior impacto com locais menos vulneráveis. Por outro lado, são evidenciada limitações como ausência de dados espaciais, informações relativas a sexo e idade dos acometidos pela tuberculose.

Resultados similares foram identificados em [Bhering et al., 2024], que também destacam a importância do investimento em atenção à saúde para tuberculose em áreas com alta densidade populacional, como já apontado em [Oliveira et al., 2009]. Evidências compatíveis também foram observadas em outras comorbidades, conforme indicado por [Bassichetto et al., 2024] e [Mendonça Gil et al., 2023]. De modo geral, o uso das regras de decisão mostrou-se adequado para avaliar os determinantes sociais, orientando políticas de saúde direcionadas aos municípios mais vulneráveis.

5. Considerações finais

O presente estudo aplicou um método de decisão DRSA para explorar as relações existentes entre determinantes sociais e casos de tuberculoses para municípios prioritários, segundo orientações do Ministério da Saúde. Para o desenvolvimento da pesquisa utilizou-se dados secundários que permitiram inferir como determinadas características sociais, econômicas e demográficas tem relação com casos deste tipo de enfermidade.

As regras de decisão possibilitaram verificar que o tamanho da população das cidades, bem como características de raça, IDH, salário médio e número de favelas possuem relação com os casos registrados, o que implica análises de políticas públicas assertivas e direcionadas à alocação de recursos que possam minimizar os casos de tuberculose. Além disso, é possível direcionar ações para públicos em específicos casos haja uma relação detalhada com nas regras de decisão exploradas na pesquisa, podendo inclusive haver a construção de sistemas de apoio à decisão para apoiar gestores da saúde. Por outro lado, ainda existem limitações, como a ausência de critérios que possam estabelecer condições associados aos aspectos espaciais, bem como o perfil dos pacientes, como sexo e idade.

Agradecimentos

Este trabalho foi financiado através da Chamada CNPq/DECIT/MS Nº31/2024 - Apoio a projetos de PD&I em Doenças Determinadas Socialmente.

Referências

Ashokan, AM., Rajagopal, J,; Krishnaswamy, P. et al. (2024). Social vulnerability assessment in the health and disease context: Review. *Discover Social Science and Health*, 4(1).

Baah, FO., Teitelman, AM., Riegel, B. (2019) Marginalization: Conceptualizing patient vulnerabilities in the framework of social determinants of health—An integrative review. *Nursing Inquiry*, 26(1).

Bassichetto, KC., Fonseca, PAM, Queiroz, RSB. et al. (2024) Spatial distribution and sociodemographic profile of transgender women and travestis undergoing rapid testing for syphilis and HIV in Manaus, Brazil, 2020-2021. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, 33.

Bhering, M., Millon, C., Rinaldi, MEB. et al. (2024) Fatores preditivos para a evasão hospitalar nas internações por tuberculose no estado do Rio de Janeiro, de 2011 a 2018: estudo de coorte retrospectivo. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, 33.

Blaszczynski, J., Greco, S., Matarazzo, B., Slowinski, R. e Szelag, M. (2013). jMAF Dominance-based rough set data analysis framework. In: Skowron A, & Suraj Z (Eds.), Rough Sets and Intelligent Systems Professor Zdzisław Pawlak in Memoriam. Intelligent Systems Reference Library, vol 42. Springer, Berlin, Heidelberg. Available at: https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-642-30344-9

Brasil. Decreto Nº 11.908, DE 6 DE FEVEREIRO DE 2024. Programa Brasil Saudável - Unir para Cuidar. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2023-2026/2024/decreto/D11908.htm

Buss, PM. e Pellegrini Filho, A. (2007) A saúde e seus determinantes sociais. *Physis: Revista de Saúde Coletiva*, 17(1):77–93.

Comitê Interministerial para a Eliminação da Tuberculose e de Outras Doenças Determinadas Socialmente. Diretrizes Nacionais do Programa Brasil Saudável - Unir para Cuidar. (2025). Disponível em: https://www.gov.br/saude/pt-br/composicao/svsa/ciedds/publicacoes

Costa Neto, LA., Figueiredo, CJJ. e Nepomuceno, TCC. (2024) Decision spatial model to evaluate human development in the state of Rio Grande do Norte. *Pesquisa Operacional*, 44.

Costa, MA., Santos, MPG., Marguti, B. et al. (2018). Texto para Discussão. IPEA: Brasília.
Dahlgren, G., e Whitehead, M. (2021). The Dahlgren-Whitehead model of health determinants: 30 years on and still chasing rainbows. *Public Health*, 34534885.

Das, S., Dutta, R., De, S. et al. (2024). Review of multi-criteria decision-making for sustainable decentralized hybrid energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 202.

DATASUS. Departamento de Informática do SUS. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2025.

Diderichsen, F., Andersen, I., Manuel, C. et al. (2012) Health Inequality - determinants and policies. *Scandinavian Journal of Public Health*, 40(8):12–105.

Evers, YJ., Peters, CMM., Wolffs, PFG. et al. (2025). The Occurrence of Single-Site Pharyngeal Neisseria gonorrhoeae Among Female Sex Workers in the Netherlands. *Sexually Transmitted Diseases*, 52(4):255-258.

Figueiredo, CJJ., Mota, CMM., Araújo, KGD. et al. (2022) Measuring COVID-19 Vulnerability for Northeast Brazilian Municipalities: Social, Economic, and Demographic Factors Based on Multiple Criteria and Spatial Analysis. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11(8).

Garbois, JA., Sodré, F. e Dalbello-araujo, M. (2017) Da noção de determinação social à de determinantes sociais da saúde. *Saúde em Debate*, 41(112):63–76.

Gioseffi, JR., Brignol, SMS. e Werneck, GL. (2023) Perfil sociodemográfico das pessoas em situação de rua notificadas com tuberculose no Município do Rio de Janeiro, Brasil, nos anos de 2015 a 2019. *Cadernos de Saúde Pública*, 39.

Jurecka, C., Cavana, E., Zhang, Y. et al. Rethinking Vulnerability: Using Factor Analysis to Assess Census Tract–Level Vulnerability. *Public Health Reports*, *Published Online*.

Litvinjenko, S., Magwood, O., Wu, S. et al. (2023) Burden of tuberculosis among vulnerable populations worldwide: an overview of systematic reviews. *The Lancet Infectious Diseases*, 23(12):1395–1407.

Mah, C., Penwarden, J., Pott, H. et al. (2023) Social vulnerability indices: a scoping review. *BMC Public Health*, 23.

Mendonça, G., Conrado, D., Nascimento, AI. et al. (2023) HIV pre-exposure prophylaxis and incidence of sexually transmitted infections in Brazil, 2018 to 2022: An ecological study of PrEP administration, syphilis, and socioeconomic indicators. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 17.

Oliveira, H., Brito, R., Kritski, A. et al. (2009) Perfil epidemiológico de pacientes portadores de TB internados em um hospital de referência na cidade do Rio de Janeiro. *Jornal Brasileiro de Pneumologia*, 35: 780–787.

Organização Mundial da Saúde – OMS. Global tuberculosis report 2024. https://www.who.int/teams/global-tuberculosis-programme/tb-reports

Pedrosa, CKA., Figueiredo, CJJ., Souza, APG. e Mota, CMM. (2024) Análise da vulnerabilidade à ocorrência de furtos e roubos no Rio Grande do Norte sob uma perspectiva espacial e multicritério. In: Anais do LVI SBPO, p:1-13, Fortaleza. SOBRAPO.

Rosa, A.G., Mota, C.M.M. e Figueiredo, C.J.J. (2023). A spatial multi-criteria decision analysis framework to reveal vulnerabilities of areas to incidences of street robberies. *Applied Geography*, 151:1-13.

Slowinski, R., Greco, S., Matarazzo, B. (2012) Rough set and rule-based multicriteria decision aiding. *Pesquisa Operacional*, 32:213–270.

Souza, APG., Mota, CMM., Rosa, A. et al. (2022) A spatial-temporal analysis at the early stages of the COVID-19 pandemic and its determinants: The case of Recife neighborhoods, Brazil. *Plos One*,17.

Souza, K., Fracolli, L., Ribeiro, C., et al. (2021) Quality of basic health care and social vulnerability: a spatial analysis. *Revista da Escola de Enfermagem da USP*, 55.

Spielman, S., Tuccillo, J., Folch, D. (2020) Evaluating social vulnerability indicators: criteria and their application to the Social Vulnerability Index. *Natural Hazards*, 100(1):417–436.

Wisner, B., Davis I., Cannon, T. Blaikie, P. (2004) At risk: natural hazards, people's vulnerability, and disaster. 2nd ed. Routledge, UK.