



MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO REGIONAL
SUPERINTENDÊNCIA DO DESENVOLVIMENTO DO NORDESTE

**Análise multicritério da vulnerabilidade à pandemia de
COVID-19 na Região Nordeste do Brasil**

REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL PRESIDENTE

Jair Messias Bolsonaro

MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO REGIONAL

Rogério Simonetti Marinho

SUPERINTENDÊNCIA DO DESENVOLVIMENTO DO NORDESTE

Evaldo Cavalcanti Cruz Neto

DIRETORIA DE PLANEJAMENTO E ARTICULAÇÃO DE POLÍTICAS

Raimundo Gomes de Matos

COORDENAÇÃO-GERAL DE ESTUDOS E PESQUISAS, AVALIAÇÃO,
TECNOLOGIA E INOVAÇÃO

Robson José Alves Brandão

Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste – Sudene Av. Eng. Domingos Ferreira, 1967, Empresarial Souza Melo Tower, Boa Viagem, Recife, PE, CEP: 51111-021

Autores

Rodolfo Benevenuto, PhD - benevenr@tcd.ie

Robson Brandão, Me - robson.brandao@sudene.gov.br

As opiniões emitidas nesta publicação são de responsabilidade dos autores, não exprimindo, necessariamente, o ponto de vista da Sudene. É permitida a reprodução deste texto e dos dados nele contidos, desde que citada a fonte. A presente publicação encontra-se disponível para download em <http://www.sudene.gov.br>.

Análise multicritério da vulnerabilidade a pandemia de COVID-19 na região Nordeste do Brasil

Resumo:

O presente artigo aborda quatro dimensões de vulnerabilidade a pandemia de Covid-19 no Nordeste brasileiro: grupos de risco; vulnerabilidade social; acesso a equipamentos de saúde e proximidade a focos de contágio. A partir do cruzamento destes dados, mapas e rankings de vulnerabilidade são elaborados para identificar as regiões do Nordeste mais prováveis de serem substancialmente atingidas pelos efeitos da pandemia em um curto prazo. Os resultados apontam forte tendência de vulnerabilidade multidimensional em quatro agrupamentos territoriais de larga extensão ao redor dos arranjos de Fortaleza/CE - Mossoró/RN, Recife/PE - João Pessoa/PB, Juazeiro/BA - Petrolina/PE e São Luís/MA. A análise também revela municípios que podem ter seus equipamentos de saúde substancialmente sobrecarregados no processo de interiorização do Covid-19, considerando fluxos de deslocamento regional. Os resultados apresentados trazem uma leitura multidimensional da vulnerabilidade visando auxiliar o processo decisório na escolha de quais medidas seriam prioritárias levando em consideração as diferenças regionais existentes.

Palavras chave: Covid-19, vulnerabilidade multidimensional, Nordeste

1. INTRODUÇÃO

A propagação do Covid-19 em escala mundial foi classificada pela Organização Mundial de Saúde como pandemia no dia 11 de março de 2020 (OMS, 2020a) e, no Brasil, tendo sido reconhecido estado de calamidade pública nove dias depois, através de Decreto Legislativo do Senado Federal Brasileiro (Brasil, 2020).

Até a presente data mais de 7 mil mortes pelo novo coronavírus foram computadas no Brasil desde o primeiro óbito registrado em 17 de março de 2020¹. Estimativas apontam cenários em que esse número pode ainda atingir entre 44,2 mil e 1,15 milhão de óbitos considerando o melhor e o pior caso (Walker et al., 2020), indicando que os desdobramentos dessa pandemia ainda devem se estender consideravelmente nos próximos meses.

A despeito das medidas de isolamento social e reforços nos equipamentos de saúde pública realizados no Brasil, estados como Ceará e Pernambuco já estão na iminência de apresentar ocupação máxima dos leitos hospitalares dedicados ao tratamento do Covid-19². Somado a isso, estudos apontam que as regiões Norte e Nordeste serão potencialmente as mais impactadas pela expansão do surto por ter uma população mais vulnerável (Coelho et al., 2020).

Neste contexto é essencial que as medidas e os recursos para o enfrentamento da pandemia sejam aplicados de maneira assertiva e otimizada, baseando-se em evidências e em análises sistêmicas dos dados. O presente estudo busca contribuir para a construção de tais políticas públicas em nível estadual e regional do Nordeste brasileiro a partir de uma análise multicritério de vulnerabilidade ao Covid-19.

¹ Consultado em 05/05/2020 <https://covid.saude.gov.br/>

² <https://g1.globo.com/bemestar/coronavirus/noticia/2020/04/25/casos-de-coronavirus-e-numero-de-mortes-no-brasil-em-28-de-abril.ghtml>

2. OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é analisar a vulnerabilidade multifatorial ao Covid-19 de modo a gerar subsídios que possam orientar ações articuladas entre municípios e estados do Nordeste do Brasil. A partir dos resultados de tal análise, espera-se contribuir com uma avaliação clara e objetiva de onde e quais ações serão prioritariamente necessárias em resposta à crise causada pela pandemia.

3. METODOLOGIA

Para medir os níveis de vulnerabilidade à pandemia de Covid-19, quatro dimensões principais são propostas neste estudo. Baseadas neles, as análises estatísticas e espaciais descritas a seguir visam oferecer uma avaliação sistêmica do problema, indicando as principais regiões afetadas e fatores a serem considerados na alocação de recursos e medidas de combate à pandemia.

3.1 Dimensões de vulnerabilidade

3.1.1 Grupos de risco

Evidências epidemiológicas internacionais (OMS, 2020b) já confirmadas também no Brasil pelo Ministério da Saúde (2020) mostram que a taxa de letalidade do novo coronavírus é substancialmente maior para idosos (acima de 60 anos) e pessoas com algumas comorbidades específicas (e.g. doenças respiratórias crônicas, hipertensão, diabetes, doenças imunossupressoras, autoimunes e câncer).

Neste sentido, o primeiro conjunto de indicadores considerado estima a população por município total dentro do grupo de risco a partir da projeção da população acima de 60 anos (IBGE, 2019a) e pelo número de internações nos últimos 6 meses de pessoas abaixo de 60 anos (para evitar dupla contagem) por motivo de alguma das morbidades anteriormente citadas (DATASUS, 2020).

3.1.2 Fator social

Para além dos impactos na saúde pública causados pela pandemia, efeitos negativos também são esperados do ponto de vista da vulnerabilidade social. O Banco Mundial estima que apenas na América Latina e no Caribe o impacto econômico da pandemia de Covid-19 pode resultar em mais de 2.7 milhões de pessoas voltando a viver abaixo da linha de pobreza³ (Banco Mundial, 2020). Segundo o Plano Regional de Desenvolvimento do Nordeste (Sudene, 2019), observa-se que, apesar das melhorias observadas nas décadas recentes, o quadro social no Nordeste ainda é mais grave que o de outras regiões brasileiras.

Dentro deste contexto, a segunda dimensão de vulnerabilidade considerada é medida pela porcentagem da população cadastrada no Cadastro Único para Programas Sociais do Governo Federal (Ministério da Cidadania, 2019), em relação à população total por município estimada pelo IBGE (2019a), que identifica famílias socialmente vulneráveis, incluindo - por

³

Considerando a linha de pobreza de \$5.50 dólares americanos por dia.

exemplo - beneficiários do Programa Cisternas (P1MC), Bolsa Família e Benefício de Prestação Continuada (BPC), entre outros.

3.1.3 Acesso a equipamentos de saúde

Diferente da gripe comum, o Covid-19 tem maior prevalência de inflamação dos pulmões, aumentando a demanda por leitos com respiradores no atendimento de pacientes com sintomas graves (OMS, 2020c). No entanto, além das limitações da capacidade instalada, o acesso a tais equipamentos de saúde em cada município também é afetado pela distância da população das unidades de atendimento (Benevenuto et al., 2019; Pereira et al., 2020). Portanto, a terceira dimensão de vulnerabilidade adotada neste estudo se refere ao acesso a equipamentos de saúde em cada município e é composto pelos três indicadores seguintes:

1. Número de leitos por 10 mil habitantes (DATASUS, 2020);
2. Número de respiradores por 10 mil habitantes (DATASUS, 2020);
3. Porcentagem da população vivendo a mais de 1 hora do centro de saúde mais próximo, calculado a partir da localização dos equipamentos de saúde (Ministério da Saúde, 2020), do mapa de fricção de superfície (Weiss et al., 2018) e a grade (2x2km) de distribuição populacional do IBGE (2010).

Complementarmente à apreciação do indicador de *Acesso a Equipamentos de Saúde* descrita acima, foram realizadas também análises geoespaciais da Pesquisa Regiões de Influência das Cidades (IBGE, 2020), para aprofundar a avaliação sobre o deslocamento intermunicipal de pessoas por motivo de acesso a serviços de saúde de alta complexidade.

3.1.4 Proximidade a focos de contágio

O quarto e último conjunto de indicadores se refere à proximidade ponderada de cada município aos focos de contágio de Covid-19. Esse indicador é calculado por meio da técnica de densidade Kernel (Scott, 2012), que calcula a influência mútua entre municípios vizinhos baseada, nesse caso, em dois fatores:

1. Distância de cada município aos municípios vizinhos; e
2. Número estimado de população infectada pelo Covid-19 de cada município.

Devido à capacidade limitada de testes para detecção do Covid-19, estudos já apontam que as autoridades brasileiras de saúde têm priorizado os testes apenas para os casos graves (hospitalizados), gerando uma ampla subnotificação da população total infectada (Prado et al., 2020). Por esse motivo, o presente estudo baseia-se nas taxas de hospitalização e letalidade por Covid-19 descritas na literatura epidemiológica (Wu e McGoogan, 2020) para estimar, ainda que de maneira aproximada, a população real infectada por município a partir dos indicadores de casos e mortes por Covid-19. Portanto, a população total infectada é estimada a partir da seguinte equação:

$$Pop_{inf}(i) = \max\left(\frac{Casos(i)}{HR}, \frac{Mortes(i)}{CFR}\right)$$

Onde,

Pop_{inf} : População total infectada por Covid-19 no município i

$Casos(i)$: Número de casos reportados de Covid-19 no município i

$Mortes(i)$: Número de mortes reportados de Covid-19 no município i

HR : Taxa de hospitalização do Covid-19, assumido como 19% (Wu e McGoogan, 2020)

CFR : Taxa de letalidade pelo Covid-19, assumido como 2.45% (Wu e McGoogan, 2020)

Os indicadores utilizados de casos e mortes confirmadas por coronavírus por município foram compilados pela plataforma colaborativa Brasil.io⁴ até o dia 28 de abril de 2020, a partir de diversas bases de dados públicos incluindo notas das secretarias de saúde estaduais e do Ministério da Saúde. A Figura 1 abaixo apresenta um resumo dos passos para o cálculo do indicador de *Proximidade a Focos de Contágio* por município utilizado nessa análise:

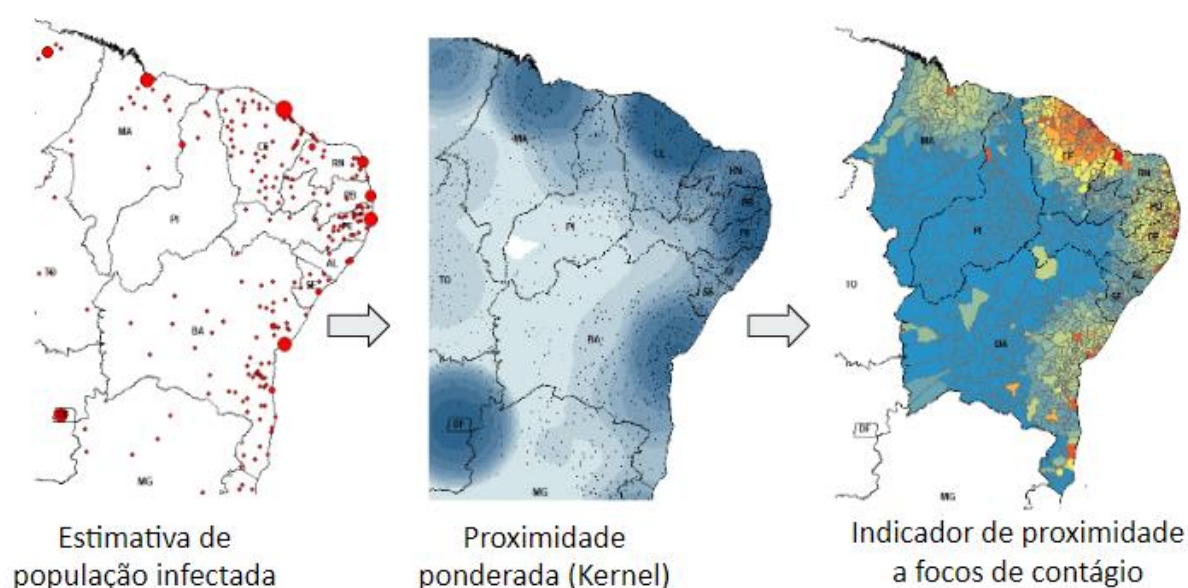


Figura 1: Cálculo do indicador de proximidade a focos de contágio

3.2 Tratamento dos dados

Para converter as variáveis proxies das dimensões de vulnerabilidade descritas anteriormente em quatro indicadores únicos de escala comparável, foram realizadas uma normalização e um tratamento de valores extremos (i.e. *outliers*). Os valores extremos de alguns indicadores (e.g. grupo de risco das capitais estaduais) foram convertidos aos valores vizinhos mais próximos, evitando assim a simples remoção do *outlier*. Essa etapa é essencial para garantir uma distribuição mais paramétrica dos indicadores normalizados, reduzindo assim a inclinação estatística da distribuição de frequência dos dados (Heathcote et al., 1991).

A partir da normalização, os indicadores de vulnerabilidade de cada dimensão foram transformados em uma escala de 0 a 1, onde os municípios que se aproximam do valor 0 são

⁴

<https://brasil.io/dataset/covid19/caso/>

aqueles com menor vulnerabilidade e, ao contrário, aqueles que se aproximam do valor 1, apresentam maior vulnerabilidade.

3.3 Indicador multicritério

Em complemento à avaliação individual de cada dimensão de vulnerabilidade, é proposto também um indicador multicritério para auxiliar no processo de tomada de decisão e evidenciar as regiões mais vulneráveis em múltiplas dimensões de forma simultânea. Segundo a revisão bibliográfica de 66 estudos acadêmicos realizada por Frazão et al. (2018), a *Analytic Hierarchy Process* (AHP) é a metodologia mais popularmente aplicada a análises multicritério na área de saúde.

Essa metodologia oferece um modelo matemático de apoio à teoria da decisão que tem sido extensivamente utilizado para derivar escalas de prioridades em problemas multifatoriais (Saaty, 2005; Vargas, 2010). O presente estudo, no entanto, restringe a aplicação de tal metodologia apenas à ponderação das dimensões de vulnerabilidade, seguindo os passos descritos na Figura 2.

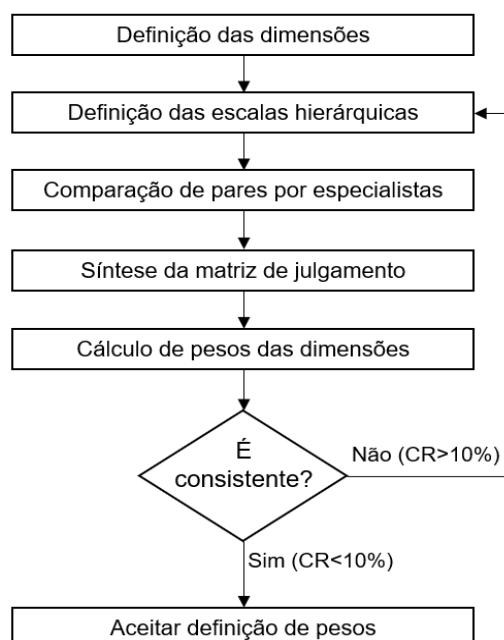


Figura 2: Passos da metodologia AHP aplicado à ponderação das dimensões de vulnerabilidade

O principal dado de entrada para tal modelo é a comparação em grau de importância realizada por especialistas para cada par de critérios. A partir de tais dados é possível estimar de maneira racional e consistente a hierarquia de cada dimensão em relação às demais.

No presente estudo, 22 especialistas foram consultados por meio de formulário eletrônico, dentre os quais 70% têm mais de 10 anos de experiência. Os entrevistados foram, em sua maioria, professores de universidades do Nordeste (UFPE, UFAL, UFCG, UFRN, Esuda) e técnicos de órgãos públicos ligados, direta ou indiretamente, ao Nordeste (Sudene, IBGE, Ministério do Desenvolvimento Regional).

A partir de tais dados, os pesos foram calculados e verificados em termos de consistência interna⁵, segundo a metodologia de Saaty (2005). Finalmente o índice de vulnerabilidade multicritério foi calculado a partir da soma dos indicadores normalizados de cada dimensão ponderada pelos pesos obtidos pela metodologia AHP descrita acima.

3.4 Padrões espaciais

Além da análise visual dos mapas de vulnerabilidade gerados a partir dos indicadores mencionados anteriormente, uma avaliação geoestatística é por fim proposta com o objetivo de identificar os padrões espaciais do indicador de vulnerabilidade multidimensional. Essa etapa é essencial para que sejam identificadas as principais regiões que requerem medidas específicas e mais efetivas de combate à pandemia.

Para tanto, inicialmente utiliza-se a análise incremental de autocorrelação espacial também conhecida como Moran Global (Mitchell, 2005), do indicador multicritério proposto na seção anterior. Essa ferramenta permite identificar a escala espacial (em unidade de distância) de possíveis agrupamentos de municípios (i.e. *clusters*) que apresentem maior intensidade de vulnerabilidade multidimensional localizada em partes específicas do mapa.

A partir dos resultados dessa análise, utiliza-se a técnica de *Cluster-Outlier* (Anselin, 1995), também conhecida como LISA (i.e. *Local Indicator of Spatial Autocorrelation*), para investigar a presença de grupos de municípios quentes (i.e. grupos de municípios com alta vulnerabilidade multidimensional), e grupos de municípios frios e outliers espaciais (i.e. municípios com indicador de vulnerabilidade significativamente diferente dos seus vizinhos).

3.5 Limitações metodológicas

Esse estudo reflete um esforço colaborativo para contribuir com o enfrentamento de um problema novo, de processos dinâmicos e de alta complexidade. Portanto, para melhor interpretação dos resultados recomenda-se que a leitura das análises apresentadas seja feita tendo em vistas também as seguintes limitações de metodologia:

- *Recorte espacial dos dados*: O presente estudo se propõe a evidenciar padrões de vulnerabilidade multidimensional a nível regional (grupos de municípios) e estadual. Portanto, a agregação dos dados apresentados nas análises pode mascarar desigualdades intramunicipais, especialmente em municípios de maior porte (em área e população), conurbados, ou em regiões metropolitanas;
- *Atualização dos dados*: Apesar de a grande maioria dos dados utilizados terem sido atualizados nos últimos 6 meses, dada a natureza dinâmica do problema, é importante explicitar a necessidade de atualização de algumas bases de dados que têm variação a nível diário (e.g. casos de Covid-19), e mensal (e.g. número de leitos e respiradores);
- *Viés de autosseleção*: A ponderação das dimensões foi realizada com base em uma amostra de especialistas de uma gama de conhecimentos ligados a estudos de vulnerabilidade (e.g. economia, geografia, desenvolvimento humano, sociologia, etc). Entretanto, apesar da metodologia proposta seguir modelos aplicados internacionalmente em diversos estudos similares, vieses socioeconômicos e políticos podem naturalmente emergir nos resultados devido à amostra limitada de respostas obtidas;

⁵ Segundo Saaty (2005) se a taxa de consistência (*Consistency ratio*) calculada a partir dos dados coletados é menor que 10% ($CR < 10\%$), os resultados podem ser considerados consistentes.

- *Outras dimensões de vulnerabilidade:* Embora as quatro dimensões de vulnerabilidade propostas anteriormente consigam capturar boa parte da população mais vulnerável aos efeitos dessa pandemia, algumas dimensões de vulnerabilidade de difícil mensuração (e.g. preconceito racial, social, de gênero, étnico) que não foram incluídas no modelo podem também potencializar o nível de vulnerabilidade experimentado por grupos específicos da sociedade durante a pandemia.

Cabe destacar que as representações espaciais e os modelos matemáticos são necessariamente seletivos em relação à realidade e, portanto, trata-se de uma representação simplificada e incompleta da mesma (Brandão, 2017). Nesse sentido, é importante enfatizar que as análises propostas neste estudo capturam a fotografia do momento visando auxiliar primordialmente no planejamento de ações a curto prazo.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Grupo de risco

Os resultados de distribuição espacial do indicador normalizado referente à dimensão *Grupo de risco* são apresentados na Figura 3. Para facilitar a interpretação de tal indicador, uma lista dos 10 municípios (geral e por estado) com maior vulnerabilidade segundo o indicador de grupo de risco é apresentada na Tabela 1.

Observa-se que a lista dos municípios mais vulneráveis por essa dimensão inclui, via de regra, municípios mais populosos como capitais estaduais e centros regionais. Além disso, é possível observar na Figura 3 que o indicador normalizado se comporta de maneira bastante concentrada em alguns municípios, o que de certa forma pode facilitar a tomada de decisão sobre medidas de enfrentamento à pandemia que tenham como alvo tais grupos de risco (idosos e pessoas com comorbidades específicas).

É importante ressaltar também que as políticas de saúde pública foram apontadas como um dos principais desafios do desenvolvimento da região Nordeste (Sudene, 2019), visto que aproximadamente 27% da população acima de 60 anos do País vive no Nordeste. Neste sentido, além de vários indicadores de saúde pública serem reconhecidamente mais preocupantes na Região Nordeste (Benevenuto et al., 2019), o número de pessoas acima de 60 anos pode também ser um agravante no processo de propagação e interiorização do novo coronavírus.

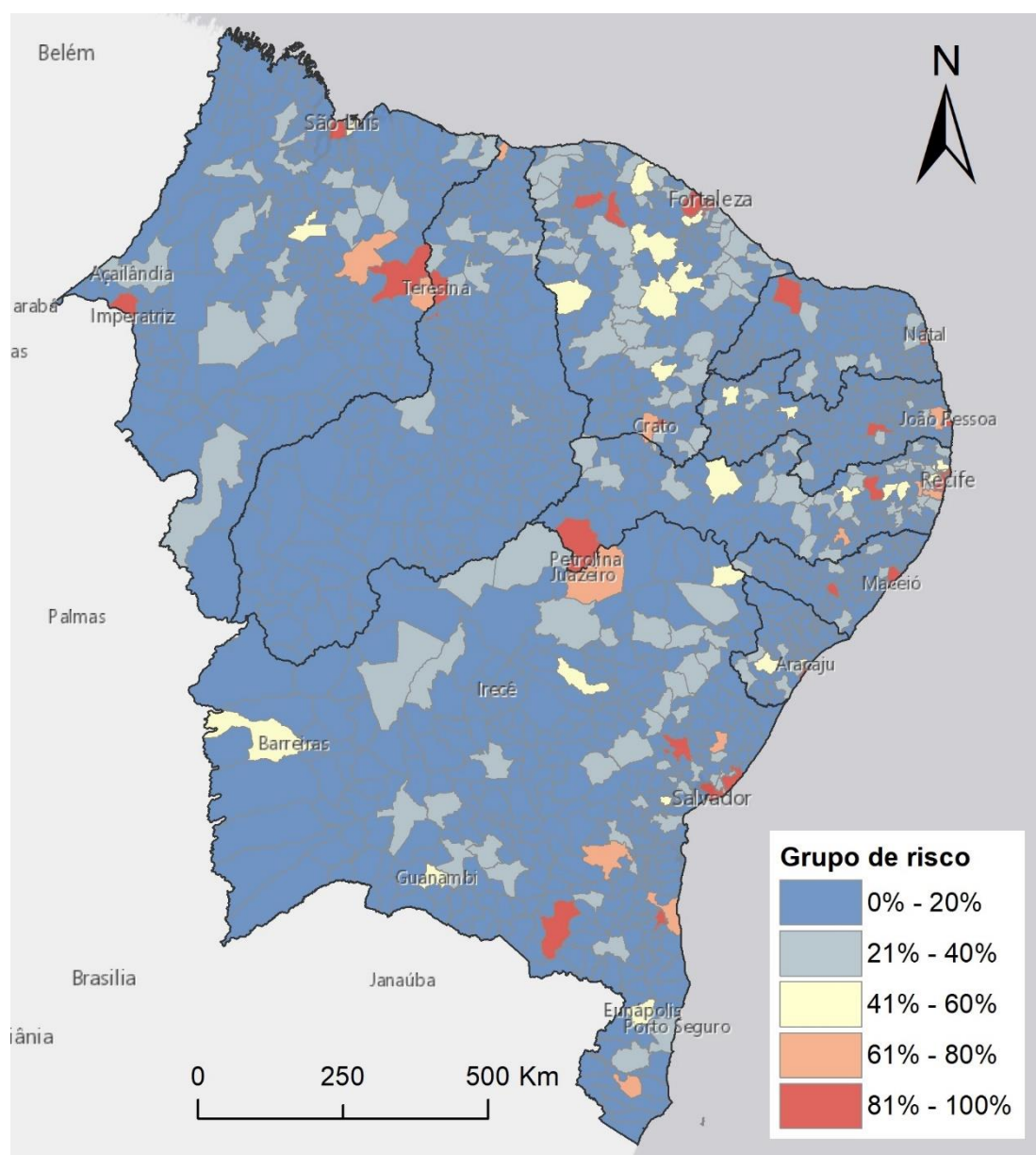


Figura 3: Distribuição espacial do indicador normalizado de *Grupo de risco*

Tabela 1: Classificação geral e por estados dos 10 municípios mais vulneráveis segundo o indicador de *Grupo de risco*

Rank.	Geral	Ceará	Pernambuco	Bahia	Maranhão	Paraíba	Rio Grande do Norte	Alagoas	Sergipe	Piauí
1	Fortaleza (CE)	Fortaleza	Recife	Salvador	São Luís	João Pessoa	Natal	Maceió	Aracaju	Teresina
2	Salvador (BA)	Juazeiro do Norte	Jaboatão dos Guararapes	Feira de Santana	Imperatriz	Campina Grande	Mossoró	Arapiraca	Lagarto	Parnaíba
3	Recife (PE)	Caucaia	Olinda	Vitória da Conquista	Caxias	Santa Rita	Parnamirim	Palmeira dos Índios	Simão Dias	Picos
4	São Luís (MA)	Sobral	Caruaru	Itabuna	Timon	Patos	Caicó	Rio Largo	Nossa Senhora do Socorro	Piripiri
5	Natal (RN)	Maracanaú	Paulista	Camaçari	Codó	Sousa	Macaíba	União dos Palmares	Tobias Barreto	Floriano
6	Maceió (AL)	Crato	Petrolina	Juazeiro	São José de Ribamar	Bayeux	Ceará-Mirim	Penedo	Itabaiana	Campo Maior
7	João Pessoa (PB)	Iguatu	Cabo de Santo Agostinho	Jequié	Bacabal	Cajazeiras	Currais Novos	Delmiro Gouveia	Estância	União
8	Teresina (PI)	Itapipoca	Camaragibe	Ilhéus	Santa Inês	Guarabira	Açu	São Miguel dos Campos	Japoatã	Barras
9	Jaboatão dos Guararapes (PE)	Maranguape	Garanhuns	Alagoinhas	Barra do Corda	Sapé	Santa Cruz	Santana do Ipanema	Gracho Cardoso	Altos
10	Aracaju (AL)	Crateús	Vitória de Santo Antão	Teixeira de Freitas	Pinheiro	Cabedelo	Nova Cruz	Coruripe	Itabaianinha	Pedro II

4.2 Fator social

A segunda dimensão de vulnerabilidade baseada no fator social é apresentada de maneira espacial na Figura 4 e em forma de lista dos municípios classificados como mais vulneráveis nesse critério na Tabela 2. A partir da classificação geral da região é possível observar que os municípios mais afetados por essa dimensão encontram-se no estado do Maranhão e que, a nível estadual, municípios predominantemente menores (i.e. centros locais ou de zona, segundo a classificação do IBGE (2008)) aparecem como os mais vulneráveis na classificação por estado. Esses resultados vão ao encontro de pesquisas anteriores (Fiocruz, 2020) que também apontam que municípios com índices socioeconômicos baixos requerem alerta máximo das autoridades no controle da propagação da pandemia.

É importante ressaltar que estudos epidemiológicos baseados na experiência de disseminação de outros tipos de vírus no Brasil (e.g. Aids, Dengue e Zika) revelam que fatores relacionados à vulnerabilidade social (e.g. renda, saneamento básico, escolaridade) são fortes determinantes na velocidade de propagação do vírus (Ipea, 2020; Leal e Lui, 2018; Johansen et al., 2014; Lesser e Kitro, 2016). Nesse contexto, os municípios apontados como prioritários nessa dimensão de vulnerabilidade requerem não apenas políticas públicas de cunho social (e.g. programas de transferência de renda), mas também de políticas sanitárias que visem conter a velocidade de alastramento do novo coronavírus em tais regiões.

De maneira geral, observa-se uma inclinação estatística deste indicador para valores mais altos, o que revela a importância de políticas públicas regionais que abordem a dimensão de vulnerabilidade ao Covid-19 de maneira ampla. Tendo em vista que os índices de extrema pobreza vêm crescendo nos últimos 4 anos e que a maior parte dessa população de baixa renda encontra-se no Nordeste (IBGE, 2019b), os resultados destacam mais uma vez a necessidade de políticas de enfrentamento ao Covid-19 que considerem a larga amplitude da vulnerabilidade social em tal região.

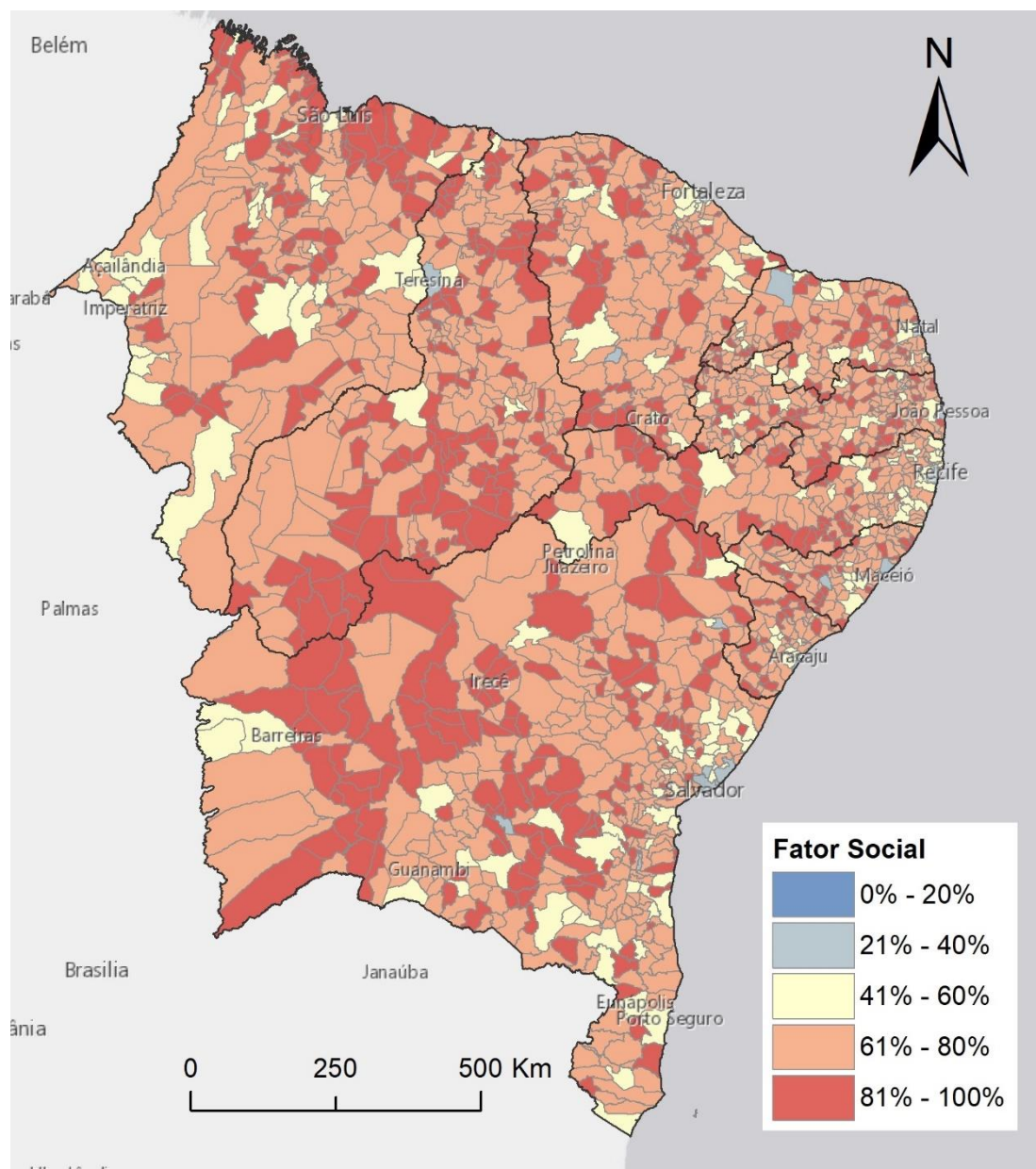


Figura 4: Distribuição espacial do indicador normalizado de *Vulnerabilidade social*

Tabela 2: Classificação geral e por estados dos 10 municípios mais vulneráveis segundo o indicador de *Fator Social*

Rank	Geral	Ceará	Pernambuco	Bahia	Maranhão	Paraíba	Rio Grande do Norte	Alagoas	Sergipe	Piauí
1	São José da Vitória (BA)	Salitre	Brejão	São José da Vitória	Belágua	Caturité	Senador Elói de Souza	Monteirópolis	Gracho Cardoso	Barreiras do Piauí
2	Luís Domingues (MA)	Penaforte	Exu	Mulungu do Morro	Junco do Maranhão	Gado Bravo	Francisco Dantas	Olho D'Água Grande	Japoatã	São João do Arraial
3	Tufilândia (MA)	Aratuba	Orocó	Morpará	Tufilândia	Cuité de Mamanguape	Felipe Guerra	Santana do Mundaú	Simão Dias	Pavussu
4	Belágua (MA)	Antonina do Norte	Moreilândia	Cansanção	Luís Domingues	Sossêgo	Japi	Campo Grande	Feira Nova	Bonfim do Piauí
5	Junco do Maranhão (MA)	Ibicuitinga	Granito	Coribe	Serrano do Maranhão	Santa Inês	Encanto	Ouro Branco	Telha	Caridade do Piauí
6	São Benedito do Rio Preto (MA)	Granjeiro	Casinhas	Filadélfia	São Benedito do Rio Preto	Lastro	Triunfo Potiguar	Canapi	Santana do São Francisco	Lagoa do Piauí
7	Salitre (CE)	Itatira	Cortês	Barra da Estiva	Cajari	Coxixola	Extremoz	Jacaré dos Homens	Santa Rosa de Lima	Paes Landim
8	Cajari (MA)	Altaneira	Jupi	Glória	Conceição do Lago-Açu	Areia de Baraúnas	Lagoa Salgada	Quebrangulo	Monte Alegre de Sergipe	Vera Mendes
9	Conceição do Lago-Açu (MA)	Caririaçu	Carnaubeira da Penha	Uauá	Presidente Sarney	Curral de Cima	São Pedro	Barra de Santo Antônio	Macambira	Guaribas
10	Brejão (PE)	Nova Olinda	Tuparetama	Baianópolis	Anapurus	Congo	Caiçara do Rio do Vento	Japaratinga	Amparo de São Francisco	Campo Largo do Piauí

4.3 Acesso a equipamentos de saúde

A terceira dimensão de vulnerabilidade, baseada no *Acesso a equipamentos de saúde*, é apresentada no mapa da Figura 5 e na lista classificada dos municípios mais vulneráveis segundo esse critério na Tabela 3. Como pode ser observado na Figura 5, há também uma inclinação estatística positiva na distribuição de tal indicador, o que indica que boa parte da Região Nordeste apresenta um grau preocupante de vulnerabilidade por falta de acesso a equipamentos de saúde.

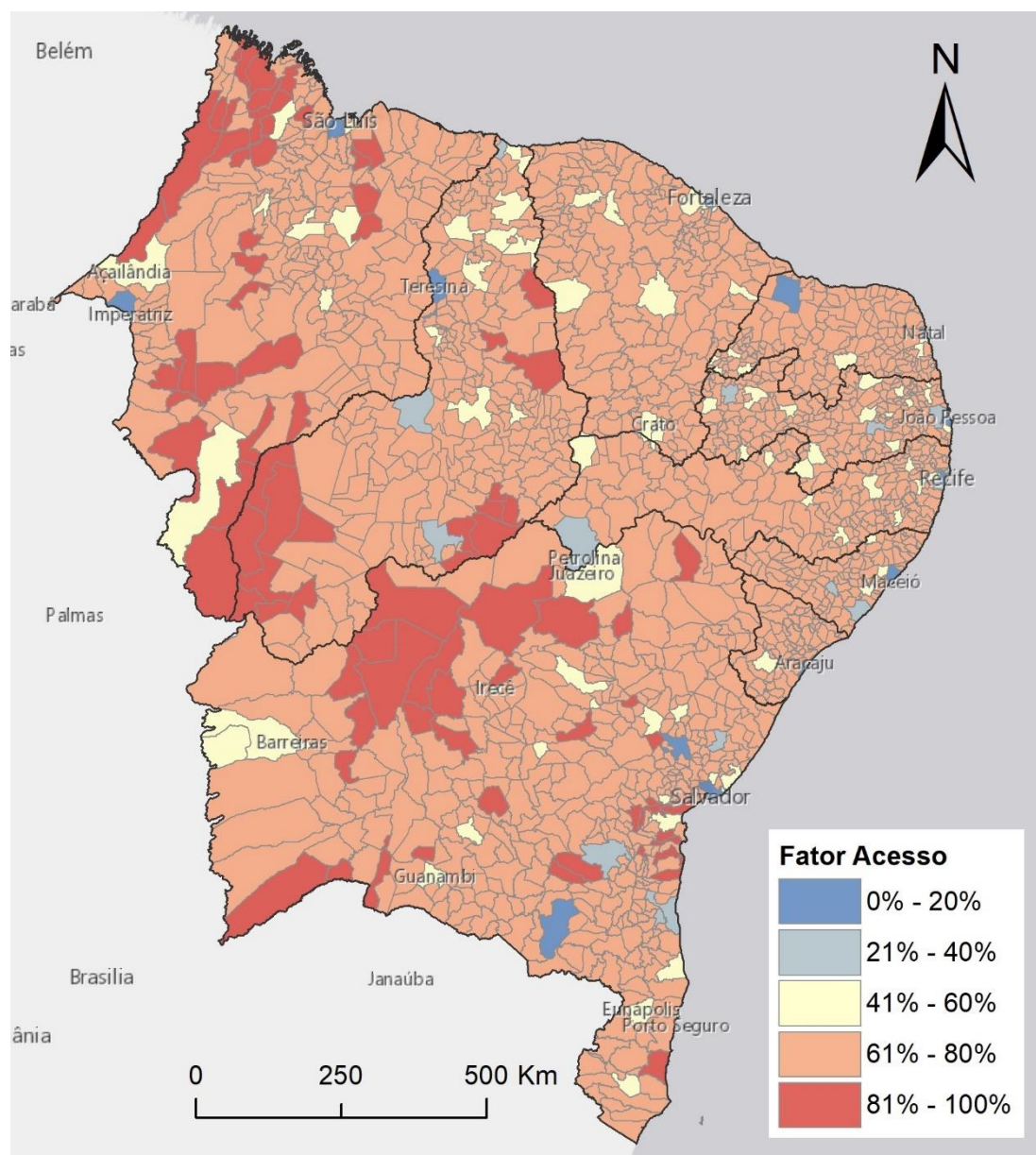


Figura 5: Distribuição espacial do indicador normalizado de *Acesso a equipamentos de saúde*

Tabela 3: Classificação geral e por estados dos 10 municípios mais vulneráveis segundo o indicador de *Acesso a equipamentos de saúde*.

Rank	Geral	Ceará	Pernambuco	Bahia	Maranhão	Paraíba	Rio Grande do Norte	Alagoas	Sergipe	Piauí
1	Barreiras do Piauí (PI)	Independência	São Benedito do Sul	Manoel Vitorino	Centro Novo do Maranhão	Areia de Baraúnas	Caiçara do Norte	Ibateguara	Nossa Senhora Aparecida	Barreiras do Piauí
2	Dom Inocêncio (PI)	Monsenhor Tabosa	Santa Cruz	Pilão Arcado	Fernando Falcão	Mogeyro	Augusto Severo	Novo Lino	Santa Luzia do Itanhhy	Dom Inocêncio
3	Centro Novo do Maranhão (MA)	Choró	Maraial	Tabocas do Brejo Velho	São Félix de Balsas	Camalaú	Francisco Dantas	Matriz de Camaragibe	Monte Alegre de Sergipe	Coronel José Dias
4	Fernando Falcão (MA)	Poranga	Carnaubeira da Penha	São Gabriel	Alto Parnaíba	Olho D'Água	Lagoa Salgada	Colônia Leopoldina	Nossa Senhora da Glória	Currais
5	Manoel Vitorino (BA)	Arneiroz	Macaparana	Gentio do Ouro	Araguanã	Salgado de São Félix	Jundiá	Flexeiras	Pacatuba	Buriti dos Montes
6	São Félix de Balsas (MA)	Santa Quitéria	Lagoa dos Gatos	Feira da Mata	São Pedro dos Crentes	Coxixola	Bodó	Branquinha	Carira	Baixa Grande do Ribeiro
7	Coronel José Dias (PI)	Quiterianópolis	Orocó	Macururé	Pedro do Rosário	Imaculada	Lagoa de Pedras	Monteirópolis	Gracho Cardoso	Santa Filomena
8	Alto Parnaíba (MA)	Jaguaretama	Riacho das Almas	Morpará	Formosa da Serra Negra	Gado Bravo	Itajá	Olho D'Água Grande	Feira Nova	Riacho Frio
9	Pilão Arcado (BA)	Hidrolândia	Lagoa Grande	Barra	Santa Helena	Santana de Mangueira	Santa Maria	Santana do Mundaú	Telha	Gilbués
10	Araguanã (MA)	Itatira	Catende	Malhada	Sambaíba	Juarez Távora	Pureza	Campo Grande	Santana do São Francisco	Capitão Gervásio Oliveira

Em complemento à análise acima, o mapa da rede linear de ligações entre município de origem e município de destino na busca por serviços de saúde foi sobreposto ao número de casos de Covid-19 (atualizado até 28 de abril de 2020) na Figura 6. Este mapa permite identificar a relação entre cidades e verificar centralidades que atraem população de outros municípios em busca de serviços de saúde (IBGE, 2020). Esta análise revela que, na medida em que a propagação do Covid-19 se interioriza, cidades polarizadoras poderão receber uma sobrecarga nos equipamentos de saúde oriunda das demandas de municípios vizinhos com menos acesso a tais equipamentos.

A partir de tais dados, é possível observar que a busca por atendimentos de alta complexidade demanda viagens de, em média, 155 km (IBGE, 2020), sendo que vários estados do Nordeste apresentam distâncias ainda maiores. Por exemplo, os limites da atração do Arranjo Populacional de Salvador/BA ultrapassam municípios importantes como Feira de Santana/BA e Vitória da Conquista/BA, sendo apenas sobrepostos pelo Arranjo Populacional de Petrolina/PE – Juazeiro/BA. Situações similares ocorrem também no estados de Alagoas, Pernambuco, Paraíba, Ceará e Piauí, onde a influência de Teresina/PI atinge 300 cidades incluindo cidades do centro sul do Maranhão e leste do Pará, o que sugere necessidade de ações interestaduais articuladas.

Esses dados apontam para um elevado risco de colapso no sistema de saúde pública dessas centralidades que pode ser causado a partir de tais deslocamentos em busca de atendimento para casos mais graves. Observa-se, também na Figura 6, que na maioria dos casos a população recorre, como primeira opção de atendimento, à capital estadual (linhas azuis). Esta é uma importante evidência que expõe a deficiência dos serviços de saúde de maior complexidade em centralidades no interior dos estados que são, majoritariamente, a segunda opção (linhas amarelas) por busca de atendimento de saúde de alta complexidade.

A demanda por serviços de saúde de alta complexidade nas capitais será crescente e com potencial de colapsar o sistema de saúde, tendo em vista que as principais cidades do interior não possuem capacidade avançada em serviços de saúde, oferecendo, quando muito, apenas serviços básicos de baixa e média complexidade, conforme as evidências do estudo de *Influência das Cidades*, recentemente publicado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Isto é potencialmente perigoso uma vez que, além da demanda dos próprios arranjos populacionais das capitais, os casos graves que acometem a população do interior serão encaminhados para as capitais.

Nesse sentido, observa-se que o incremento de equipamentos de saúde em municípios classificados como centro de regiões intermediárias poderia aliviar a demanda concentrada nas capitais estaduais. Dada a existência de tais fluxos regionais, recomenda-se que tais municípios possam também ser centros de distribuição de testes de Covid-19 na região.

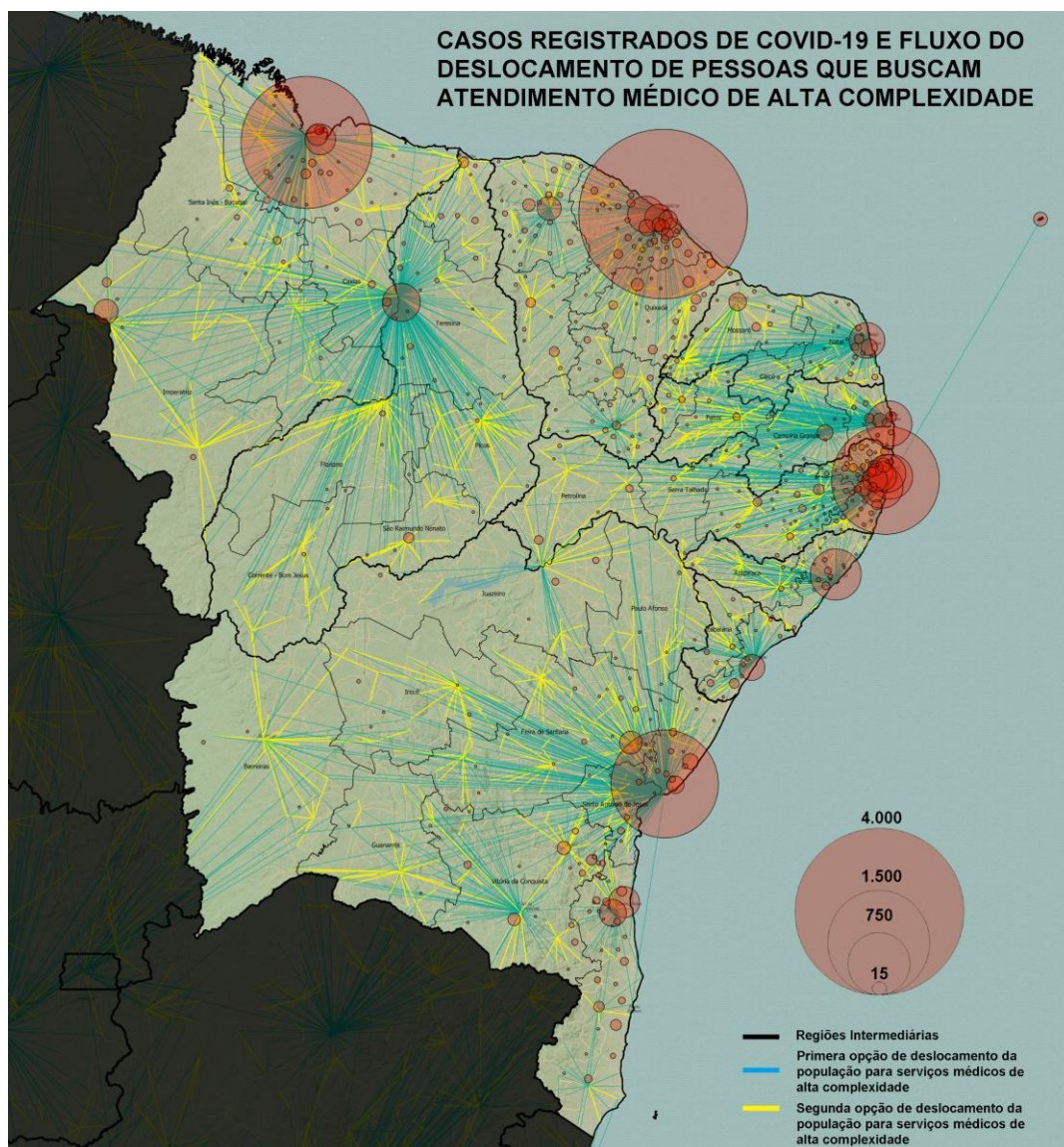


Figura 6: Casos registrados de Covid-19 e fluxos de deslocamento intermunicipal em busca de serviços de saúde de alta complexidade.

4.4 Proximidade a focos de contágio

O indicador de vulnerabilidade relacionado à *Proximidade a focos de contágio* é descrito de maneira espacial na Figura 7, e em forma de lista na Tabela 4, enfatizando os municípios mais vulneráveis nesta dimensão. A partir de tais resultados é possível observar uma clara disseminação a partir de quatro principais centros: Fortaleza/CE - Mossoró/RN, João Pessoa/PB - Recife/PE, São Luís/MA e Salvador/BA. Somadas a isso, outras capitais como Teresina/PI, Natal/RN, e Maceió/AL também apresentam grau de vulnerabilidade comparativamente mais elevado neste critério.

Analisando a evolução do número de casos e mortes por Covid-19 nos últimos dois meses é possível concluir também que inicialmente houve concentração de casos predominantemente nas capitais, seguida da propagação concentrada nas cidades conurbadas das regiões metropolitanas, onde há intensos movimentos pendulares por motivo de estudo e trabalho.

A dispersão do coronavírus, tende, a partir daí, a se ampliar seguindo as infraestruturas de mobilidade em escala regional até atingir um ponto de contágio que não mais se fará predominantemente via hierarquia da rede urbana, pois serão contágios heterárquicos, principalmente em municípios menores, onde há especialização de atividades econômicas que geram maior intensidade de movimentos (e.g. polos de confecção, couro, gesso, soja, bacia leiteira, etc).

Vale ressaltar que a Figura 7 demonstra a concentração de focos de contágio nos principais arranjos populacionais do Nordeste no momento atual. Portanto, tal representação cartográfica deverá ainda sofrer significativas alterações com o passar do tempo, tendo em vista que essa é a dimensão de vulnerabilidade que mais rapidamente varia em função do tempo e das medidas de isolamento adotadas.

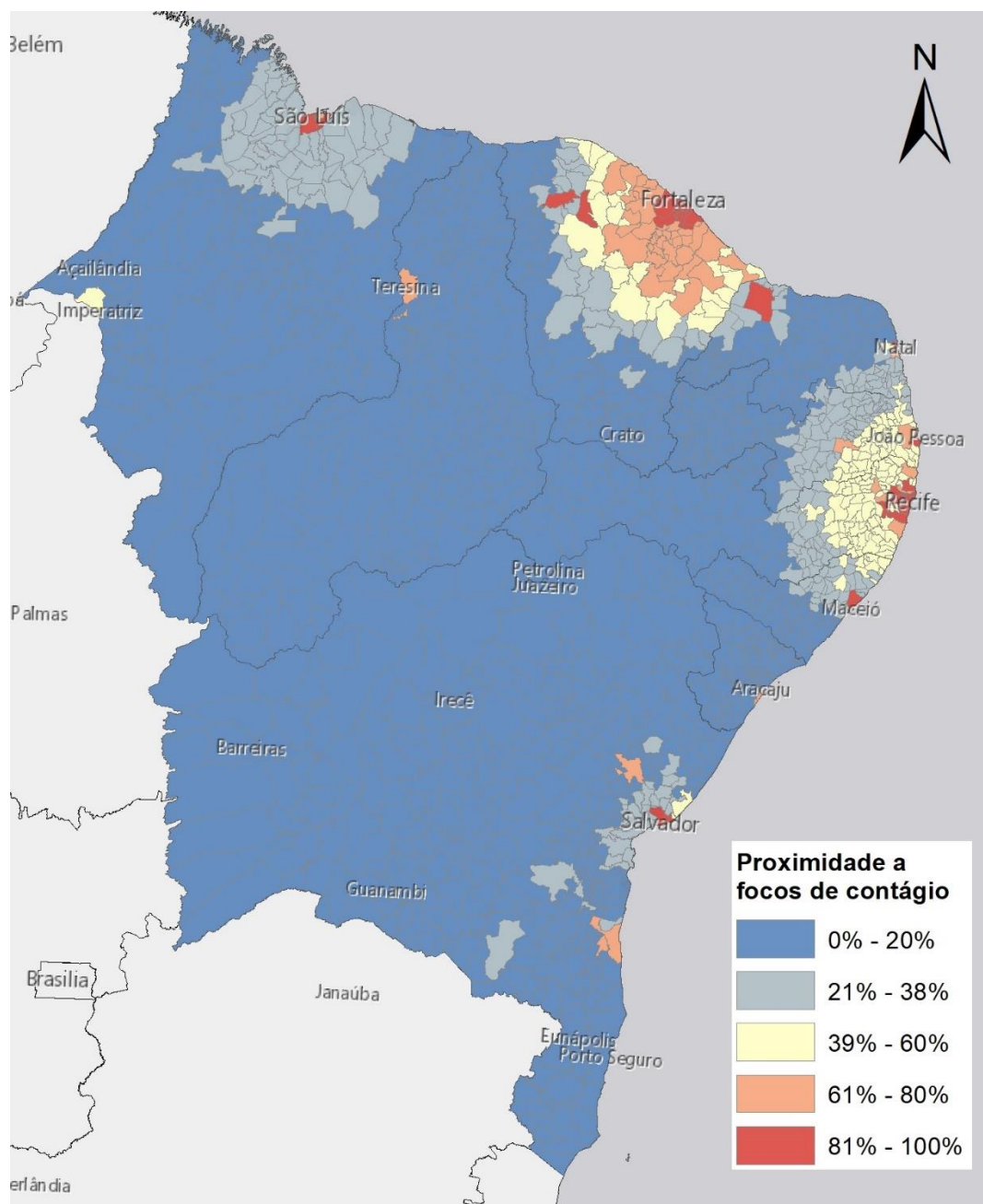


Figura 7: Distribuição espacial do indicador normalizado de *Proximidade a focos de contágio*

Tabela 4: Classificação geral e por estados dos 10 municípios mais vulneráveis segundo os indicadores de Proximidade a focos de contágio

Rank	Geral	Ceará	Pernambuco	Bahia	Maranhão	Paraíba	Rio Grande do Norte	Alagoas	Sergipe	Piauí
1	Fortaleza (CE)	Fortaleza	Recife	Salvador	São Luís	João Pessoa	Mossoró	Maceió	Aracaju	Teresina
2	Recife (PE)	Caucaia	Olinda	Feira de Santana	São José de Ribamar	Santa Rita	Natal	Maragogi	Cristinápolis	Matias Olímpio
3	Olinda (PE)	Maracanaú	Jaboatão dos Guararapes	Ilhéus	Paço do Lumiar	Cabedelo	Parnamirim	Jacuípe	Tomar do Geru	Madeiro
4	Jaboatão dos Guararapes (PE)	Aquiraz	Paulista	Lauro de Freitas	Raposa	Bayeux	Canguaretama	Campestre	Itabaianinha	Campo Largo do Piauí
5	Paulista (PE)	Eusébio	São Lourenço da Mata	Camaçari	Santa Rita	Caaporã	Baraúna	Porto Calvo	Indiaroba	Piracuruca
6	João Pessoa (PB)	Maranguape	Camaragibe	Itabuna	Cajapió	Pedras de Fogo	Baía Formosa	Jundiá	Umbaúba	Miguel Alves
7	São Lourenço da Mata (PE)	Horizonte	Cabo de Santo Agostinho	Simões Filho	Bacabeira	Pitimbu	Pedro Velho	Novo Lino	Tobias Barreto	Porto
8	Caucaia (CE)	Itaitinga	Igarassu	Uruçuca	Alcântara	Alhandra	Montanhas	Japaratinga	Santa Luzia do Itanhhy	Luzilândia
9	Camaragibe (PE)	Pacatuba	Vitória de Santo Antão	São Francisco do Conde	Rosário	Conde	São Gonçalo do Amarante	Colônia Leopoldina	Arauaá	São José do Divino
10	Maracanaú (CE)	Cascavel	Goiana	Alagoinhas	Bacurituba	Juripiranga	Tibau	Porto de Pedras	Estância	Joca Marques

4.5 Indicador multicritério

Os dados obtidos na pesquisa amostral de especialistas resultaram em uma ponderação com parâmetros consistentes ($CR < 8\%$) segundo a metodologia AHP (Saaty, 2005). Os pesos finais calculados para cada dimensão do indicador multicritério são apresentados na Tabela 5 juntamente com os indicadores estatísticos de cada dimensão.

Observa-se que os fatores que menos variam em rápidos intervalos de tempo (i.e. requerem menos atualizações) como o *Grupo de risco* e *Fator social* obtiveram maior peso no modelo multicritério (76% do total). Esse fato indica que possíveis atualizações nos indicadores *Acesso a equipamentos de saúde* e *Proximidade a focos de contágio* tendem a ser atenuadas no indicador multicritério proposto. Nesse sentido, apesar do modelo se propor a guiar decisões em ações a curto prazo, observa-se uma considerável robustez metodológica também frente a possíveis desdobramentos dos indicadores mais voláteis.

O resumo estatístico das quatro dimensões de vulnerabilidade, bem como do indicador multicritério, são apresentados na Tabela 5. A Figura 7 ilustra a distribuição de frequência do indicador multicritério. Tais resultados demonstram características de distribuição dos dados muito próximas a uma curva paramétrica, com média 0.46 e desvio padrão relativamente pequeno (0.09), indicando potencial normalidade estatística desses dados.

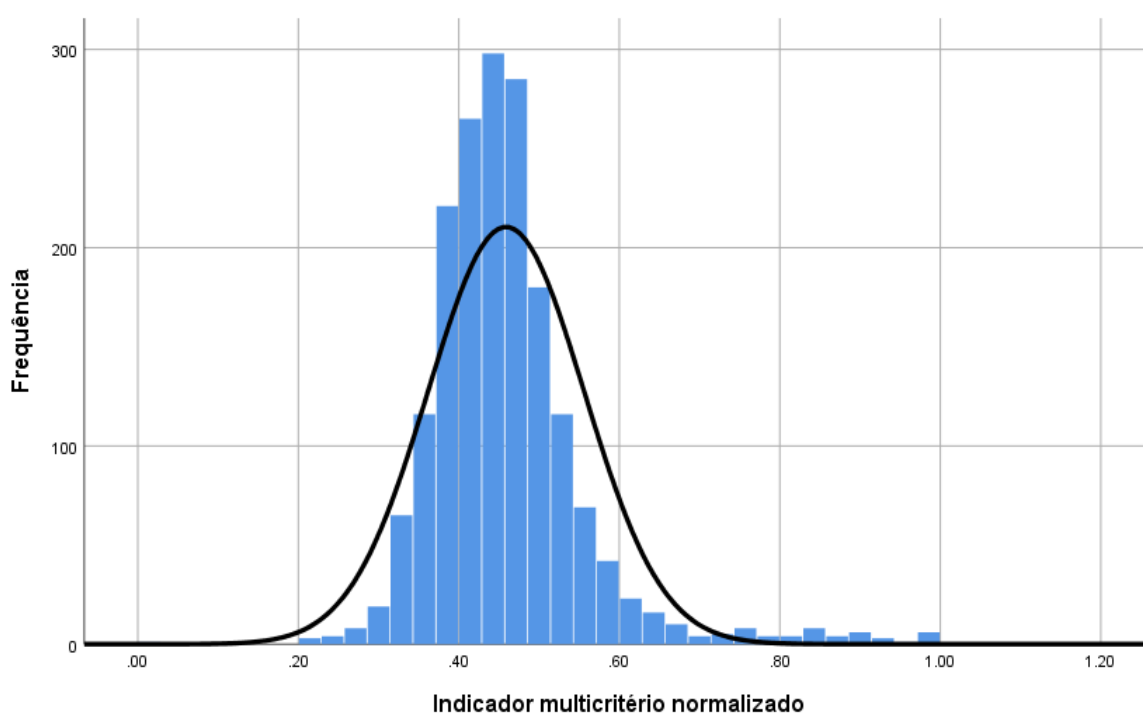


Figura 7: Distribuição de frequência do indicador normalizado de vulnerabilidade multicritério

Tabela 5: Pesos e indicadores estatísticos dos indicadores normalizados de vulnerabilidade

Descritivo estatístico	Grupo de risco	Fator social	Acesso à equipamentos de saúde	Proximidade a focos de contágio	Total normalizado
N	1794	1794	1794	1794	1794
Média	0.112	0.745	0.665	0.169	0.458
Mediana	0.069	0.753	0.665	0.097	0.447
Desvio Padrão	0.146	0.123	0.088	0.189	0.097
Min.	0	0	0	0	0
Máx.	1	1	1	1	1
Peso	0.46	0.30	0.16	0.08	1

A Figura 8 apresenta a distribuição espacial do indicador multicritério seguindo a mesma escala de cores utilizada anteriormente nos mapas das dimensões individuais. Observa-se uma elevada concentração de municípios com maior vulnerabilidade multifatorial (avermelhado) em algumas regiões específicas como, por exemplo, o Norte do Ceará, Leste de Pernambuco, Norte e Litoral Sul da Bahia. Tais regiões contrastam com regiões de menor vulnerabilidade multidimensional (azulado). Tais agrupamentos de municípios serão também abordados na próxima seção (4.5) que trata dos padrões espaciais.

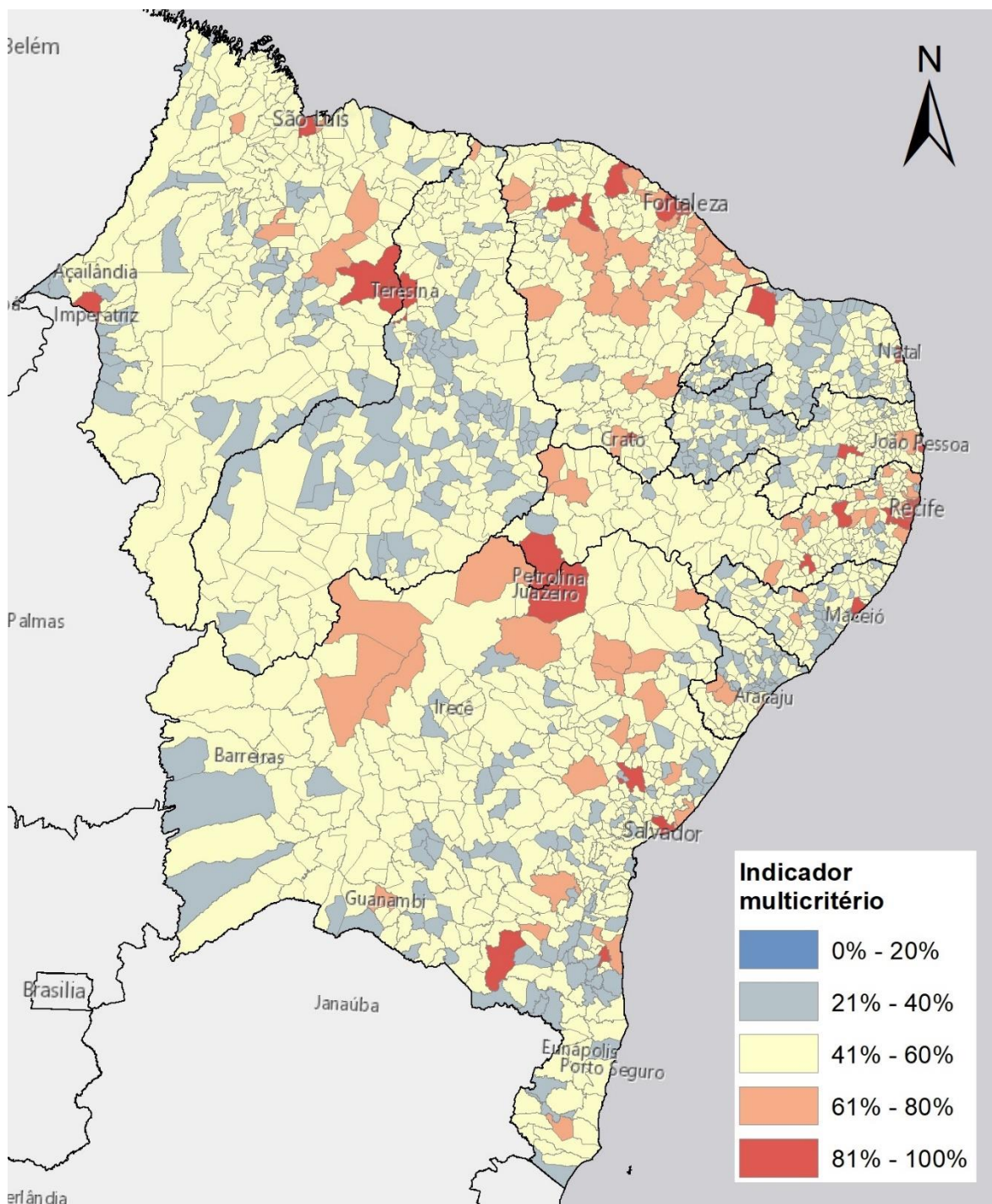


Figura 8: Distribuição espacial do indicador normalizado de *Proximidade a focos de contágio*

Para facilitar a visualização dos padrões das dimensões que compõem essa análise multicritério, a Figura 9 apresenta um biograma dos 50 municípios mais vulneráveis segundo a metodologia proposta. Esse gráfico pode ser analisado em contraste com a Figura 10, que mostra os 50 municípios menos vulneráveis segundo o mesmo indicador multicritério. Enquanto os municípios mais vulneráveis apresentam considerável variação dos fatores que compõem seu indicador multicritério, os municípios menos vulneráveis em geral apresentam um grupo de risco significativamente menor combinado em geral com baixo acesso a equipamentos de saúde.

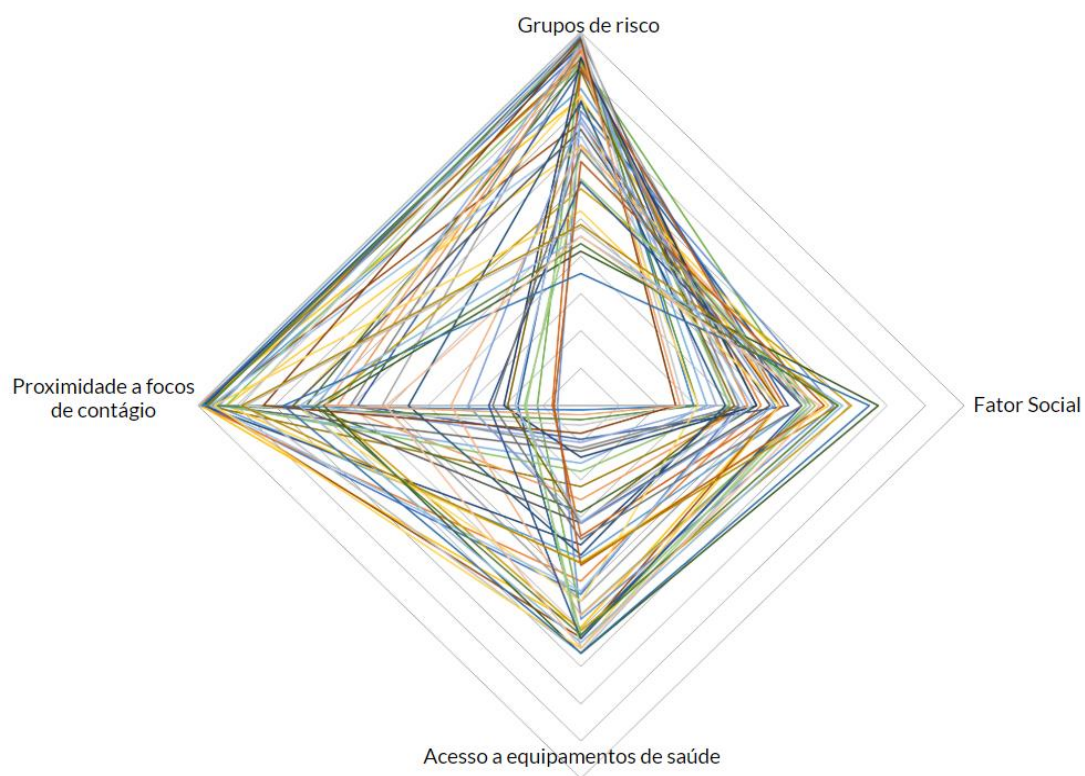


Figura 9: Biograma dos 50 municípios mais vulneráveis segundo o indicador multicritério

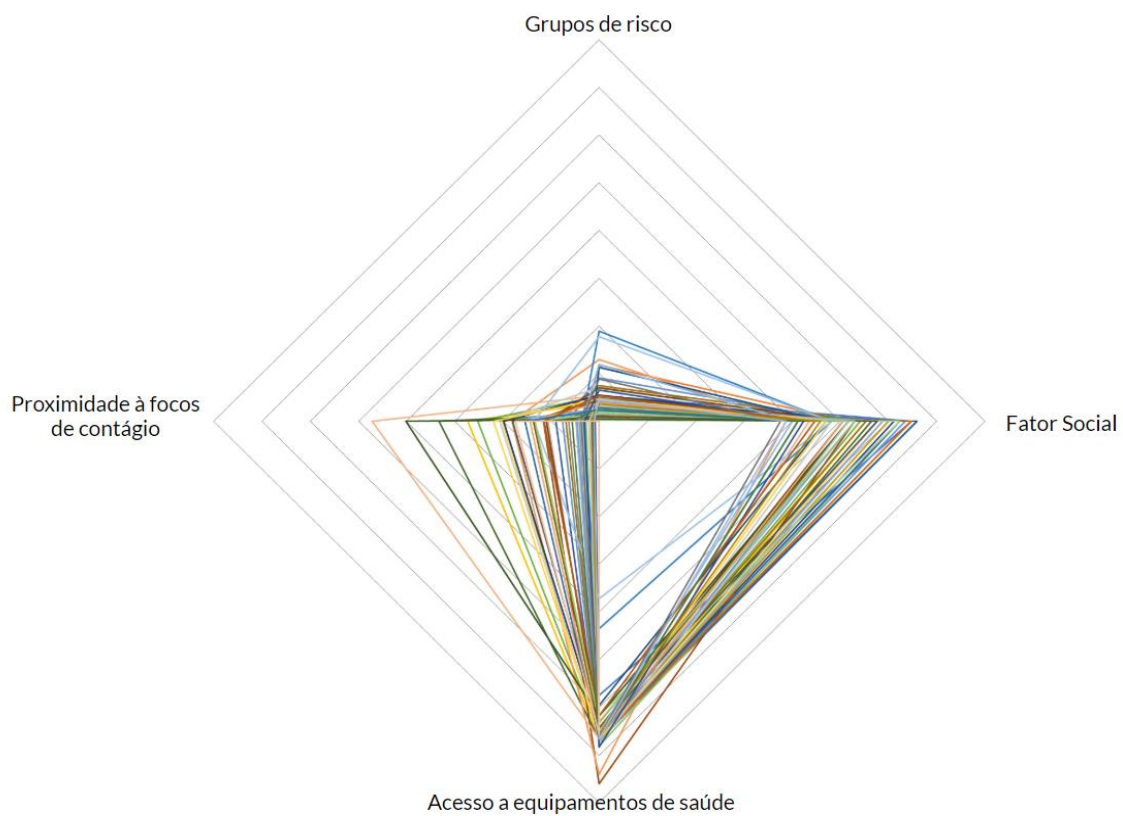


Figura 10: Biograma dos 50 municípios menos vulneráveis segundo o indicador multicritério

Finalmente, a Tabela 6 apresenta os 10 municípios mais vulneráveis segundo o modelo multicritério proposto em nível geral e por estado. A planilha completa mostrando os resultados dos 1794 municípios pode ser acessada [aqui](#)⁶.

Observa-se que diversos municípios de influência regional (e.g. Caruaru/PE, Sobral/CE, Petrolina/PE, Juazeiro/BA, Itabuna/BA, Feira de Santana/BA, Campina Grande/PB e Mossoró/RN) apresentam maior vulnerabilidade multidimensional que as capitais de seus respectivos estados. Tal fato novamente evidencia um iminente risco de sobrecarga nos equipamentos de saúde de tais municípios, tendo em vista a demanda adicional oriunda de municípios do entorno com menos acesso a equipamentos de saúde.

Contudo, é importante enfatizar que esse indicador multicritério não deve ser avaliado isoladamente. Para entender quais medidas podem ser mais efetivas no enfrentamento da pandemia em cada um dos casos citados como mais vulneráveis, é essencial que todas as dimensões sejam avaliadas juntamente com tal indicador.

⁶ <https://docs.google.com/spreadsheets/d/1a5bX6w8ky1dcKk-3SKwGHuxIGPLFipuMEqtc-VUuVtw/edit?usp=sharing>

Tabela 6: Classificação geral e por estados dos 10 municípios mais vulneráveis segundo o indicador multicritério

Rank	Geral	Ceará	Pernambuco	Bahia	Maranhão	Paraíba	Rio Grande do Norte	Alagoas	Sergipe	Piauí
1	Caruaru (PE)	Caucaia	Caruaru	Juazeiro	São Luís	Campina Grande	Mossoró	Maceió	Aracaju	Teresina
2	Olinda (PE)	Juazeiro do Norte	Olinda	Itabuna	Caxias	João Pessoa	Natal	Arapiraca	Lagarto	Parnaíba
3	Caucaia (CE)	Maracanaú	Jaboatão dos Guararapes	Feira de Santana	Timon	Santa Rita	Parnamirim	Palmeira dos Índios	Simão Dias	Barreiras do Piauí
4	Juazeiro do Norte (CE)	Sobral	Cabo de Santo Agostinho	Salvador	Imperatriz	Sapé	Macaíba	Rio Largo	Nossa Senhora do Socorro	Barras
5	Maracanaú (CE)	Fortaleza	Paulista	Vitória da Conquista	Codó	Bayeux	Ceará-Mirim	União dos Palmares	Tobias Barreto	Piripiri
6	Jaboatão dos Guararapes (CE)	Itapipoca	Petrolina	Camaçari	São José de Ribamar	Patos	Nova Cruz	Igaci	Itabaiana	União
7	Sobral (CE)	Canindé	Vitória de Santo Antão	Ilhéus	Chapadinha	Mogei	Extremoz	Santana do Mundaú	Estância	Coronel José Dias
8	Cabo de Santo Agostinho (PE)	Iguatu	Recife	Jequié	Bacabal	Gado Bravo	Açu	São José da Tapera	Japoatã	Pedro II
9	São Luís (MA)	Maranguape	Garanhuns	Alagoinhas	Barra do Corda	Aroeiras	Apodi	Canapi	Gracho Cardoso	Dom Inocêncio
10	Paulista (PE)	Crato	Camaragibe	Teixeira de Freitas	Pinheiro	Queimadas	Felipe Guerra	Barra de Santo Antônio	Itabaianinha	Buriti dos Montes

4.6 Padrões espaciais

O resultado da análise incremental de autocorrelação espacial é apresentado na Figura 11. A partir de tais dados é possível concluir que a distribuição espacial do indicador multicritério apresenta padrões não aleatórios e atinge intensidade de agrupamento máximo em raios de busca de aproximadamente 165 km. Utilizando esse dado de entrada na análise de *Cluster-Outlier* foi possível traçar o mapa apresentado na Figura 12.

Os padrões espaciais identificados na Figura 12 podem ser interpretados sob dois aspectos principais. O primeiro se refere aos agrupamentos de municípios com alta vulnerabilidade multidimensional (vermelho claro). Tais regiões representam agrupamentos (*clusters*) de municípios prioritários que requerem ações articuladas para um enfrentamento efetivo da pandemia.

Um segundo aspecto revelado por essa análise mostra os municípios *outliers* (azul escuro e vermelho escuro) que apresentam vulnerabilidade multidimensional consideravelmente diferente dos seus vizinhos. Tais resultados podem também ser utilizados para compor ações integradas que se baseiem em tais municípios *outliers*, seja como:

- centros de apoio aos municípios vizinhos mais vulneráveis (vermelho claro), ou
- como alvos para extensão de recursos já existentes nos municípios vizinhos menos vulneráveis (azul claro).

É importante salientar também que esses resultados apresentam uma fotografia do momento atual e que podem ser passíveis de mudanças com maior ou menor velocidade, a depender das ações de enfrentamento implementadas, como o isolamento social prolongado, aumento do estoque de equipamentos de saúde, bem como a instituição de bloqueio total (*lockdown*) de municípios.

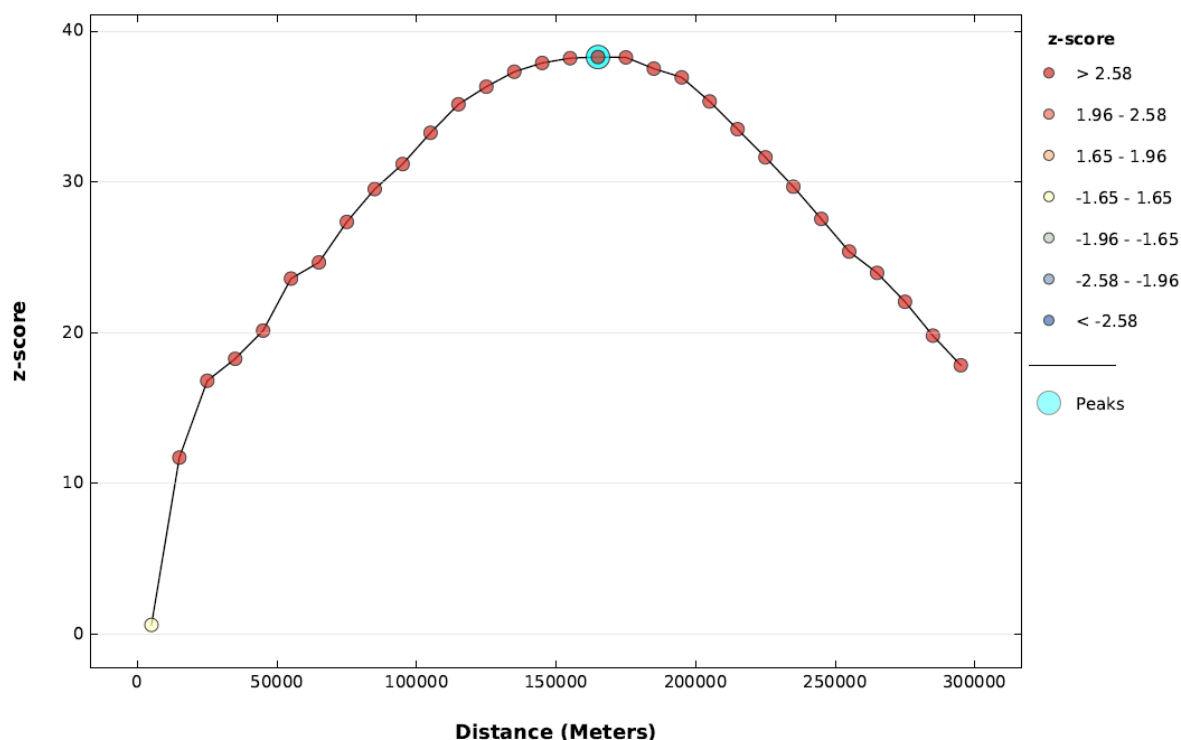


Figura 11: Análise incremental de autocorrelação espacial (Moran Global)

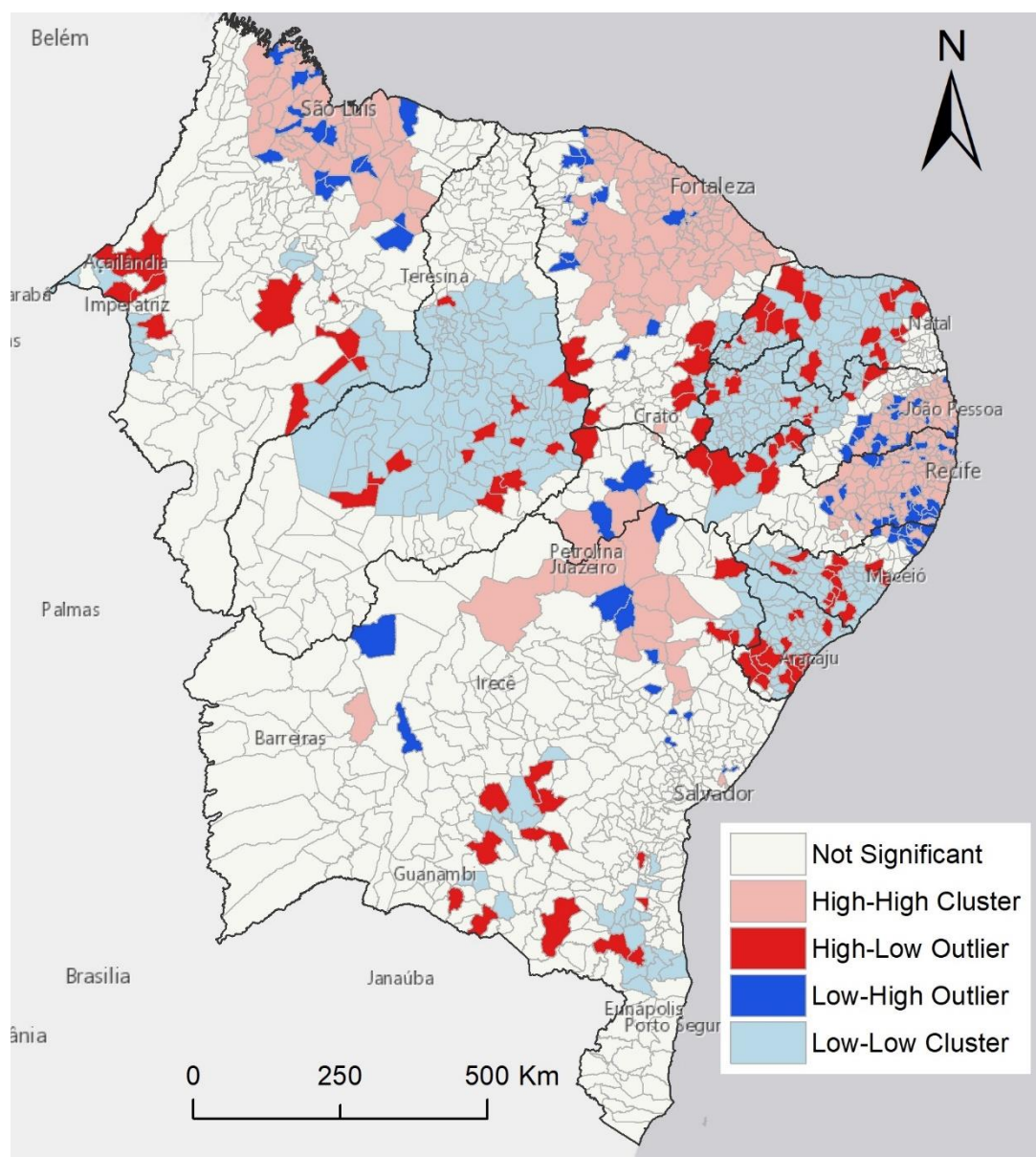


Figura 12: Análise de *cluster-outlier* do indicador multicritério

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir do cruzamento de dados públicos em nível municipal foi possível identificar os municípios e regiões do Nordeste mais prováveis de serem substancialmente prejudicados pelos efeitos da pandemia de Covid-19. Os mapas e rankings apresentados no decorrer deste estudo visam contribuir para com o processo decisório durante o gerenciamento de crise e trazendo mais assertividade nas ações de curto e médio prazo em resposta à pandemia de Covid-19.

É incerto o impacto do coronavírus nas pequenas cidades onde residem parcela significativa da população mais vulnerável, sobretudo em locais de difícil acesso aos serviços públicos de saúde. Com a difusão da epidemia é importante que as autoridades tomem decisões considerando a região em que cada município se insere. Portanto, a articulação de ações coordenadas em regiões intermediárias e imediatas é fundamental para a proteção da população mais vulnerável do Nordeste. Os resultados desse estudo apontaram diversas

centralidades que podem exercer um importante papel de atendimento da população dos municípios menores e mais vulneráveis aos efeitos da pandemia.

Conclui-se, portanto, que o mapeamento da vulnerabilidade multidimensional pode oferecer insumos essenciais para a otimização dos recursos públicos no enfrentamento da pandemia e na redução do número de óbitos que podem acontecer nos próximos meses. Tendo em vista os resultados apresentados, é fundamental que a sequência de respostas do poder público considere não somente os municípios isolados, mas também como estes se inserem territorialmente no quadro geral de vulnerabilidade multidimensional da região.

6. AGRADECIMENTOS

O presente estudo foi elaborado de maneira voluntária, sem fonte de financiamento, e tendo como motivação o senso de urgência dos autores e o reconhecimento da função social da informação. O estudo contou com ajuda de colaboradores desde a etapa de concepção até sua revisão final. Em especial agradecemos ao Dr. Jan Bitoun, e às Dras. Cristiana Duarte, Dra. Betina Ferraz, Dra. Ingrid C. Couto Azevedo e à Dra. Ludmila Portela pelas inúmeras sugestões e comentários enviados durante a elaboração do documento.

REFERÊNCIAS

Anselin, L., 1995. Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical analysis*, 27(2), pp.93-115.

Atlas Brasil, 2010. Porcentagem de população acima de 60 anos segundo o censo de 2010. Disponível no link <http://atlasbrasil.org.br/2013/pt/consulta/>

Banco Mundial, 2020. The impact of COVID-19 (Coronavirus) on global poverty: Why Sub-Saharan Africa might be the region hardest. Disponível no link <https://blogs.worldbank.org/opendata/impact-covid-19-coronavirus-global-poverty-why-sub-saharan-africa-might-be-region-hardest>

Benevenuto, R.G., Azevedo, I.C.C. and Caulfield, B., 2019. Assessing the spatial burden in health care accessibility of low-income families in rural Northeast Brazil. *Journal of Transport & Health*, 14, p.100595.

Brandão, R.J.A. A última fronteira no Bioma Cerrado: análise da natureza da expansão do agronegócio no Oeste da Bahia. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Pernambuco, CFCH. Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente, Recife, 2017.

Brasil.io, 2020. Casos de Coronavírus atualizados até 27 de abril de 2020. Disponível em <https://brasil.io/dataset/covid19/boletim>

Brasil, 2020. Decreto Legislativo Nº 6, DE 2020. Disponível em http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/portaria/DLG6-2020.htm

DATASUS, 2020. Indicadores de equipamentos de saúde (consulta realizada em abril 2020). Disponível em <http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/defthtm.exe?cnes/cnv/leiintbr.def>

DATASUS, 2020. Número de internações nos últimos 6 meses para diversas comorbidades por local de residência. Consultado em abril 2020, disponível em: <http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/defthtm.exe?sih/cnv/nrbr.def>

Fiocruz (Fundação Oswaldo Cruz), 2020. Estimativa de risco de espalhamento da COVID-19 nos estados brasileiros e avaliação da vulnerabilidade socioeconômica nos municípios. 3º relatório - 02 de abril 2020

Frazão, T.D., Camilo, D.G., Cabral, E.L. and Souza, R.P., 2018. Multicriteria decision analysis (MCDA) in health care: a systematic review of the main characteristics and methodological steps. BMC medical informatics and decision making, 18(1), p.90.

Getis, A. and Ord, J.K., 2010. The analysis of spatial association by use of distance statistics. In Perspectives on Spatial Data Analysis (pp. 127-145). Springer, Berlin, Heidelberg.

Heathcote, A., Popiel, S.J. and Mewhort, D.J., 1991. Analysis of response time distributions: an example using the Stroop task. Psychological bulletin, 109(2), p.340.

IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), 2008. Regiões de influência das cidades (REGIC). Publicado em 06/06/2019. Disponível no link [Http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/geografia/regic.shtm](http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/geografia/regic.shtm).

IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), 2010. Grade estatística (2x2km) de distribuição populacional no Brasil. Disponível em: <http://mapasinterativos.ibge.gov.br/grade/default.html>

IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), 2019a. Projeção da população 2019. Consultado em abril de 2020, disponível em <https://www.ibge.gov.br/apps/populacao/projecao/>

IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), 2019b. Síntese de indicadores sociais: uma análise das condições de vida da população brasileira. Coordenação de População e Indicadores Sociais. - Rio de Janeiro. ISBN 978-85-240-4511-0

Jannuzzi, Paulo de Martinho. Pobreza, Desigualdade e Mudança Social: trajetória no Brasil Recente (1992 a 2014). Revista de Estudos & Pesquisas sobre as Americas, Vol 10. N 3, 2016.

Johansen, I.C., Carmo, R.L.D. and Alves, L.C., 2016. Desigualdade social intraurbana: implicações sobre a epidemia de dengue em Campinas, SP, em 2014. Cadernos MetrÓpole, 18(36), pp.421-440.

Leal, A.F. and Lui, L., 2018. Instituições participativas e seus efeitos nas políticas públicas: estudo do Comitê de Mortalidade por Aids de Porto Alegre. Saúde e Sociedade, 27, pp.94-105.

Lesser, J. and Kitron, U., 2016. A geografia social do Zika no Brasil. Estudos Avançados, 30(88), pp.167-175.

Malczewski, J., 1999. GIS and multicriteria decision analysis. John Wiley & Sons.

Ministério da Cidadania, 2019. População cadastrada no CadÚnico. Dados de Dezembro de 2020, disponível no link <http://www.dados.gov.br/dataset/cadastro-unico-familias-pessoas-cadastradas-por-faixas-de-renda>

Ministério da Saúde, 2020. Boletim Epidemiológico 07. Especial doença pelo Coronavírus 2019. 6 de abril de 2020. Disponível no link <https://www.saude.gov.br/images/pdf/2020/Abril/06/2020-04-06-BE7-Boletim-Especial-do-COE-Atualizacao-da-Avaliacao-de-Risco.pdf>

Ministério da Saúde, 2020. Localização de centros de saúde no Brasil. Atualizado até Fevereiro de 2020, disponível no link <https://we.tl/t-NGj0IbYvs4>

Mitchell, A., 2005. The ESRI Guide to GIS Analysis: Volume 2: Spatial Measurements & Statistics (Vol. 2). Redlands, CA: ESRI press.

Organização Mundial de Saúde (OMS), 2020a. WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19 - 11 March 2020. Disponível no link <https://www.who.int/dg/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020>

Organização Mundial de Saúde (OMS), 2020b. Coronavirus disease 2019 (COVID-19): situation report, 51. Disponível em https://www.who.int/docs/default-source/coronaviruse/situation-reports/20200311-sitrep-51-covid-19.pdf?sfvrsn=1ba62e57_10

Organização Mundial de Saúde (OMS), 2020c. Clinical management of severe acute respiratory infection (SARI) when COVID-19 disease is suspected: interim guidance, 13 March 2020 (No. WHO/2019-nCoV/clinical/2020.4). World Health Organization.

Pereira, R.H., Braga, C.K.V., Servo, L.M., Serra, B., Amaral, P. and Gouveia, N., 2020. Mobilidade urbana e o acesso ao Sistema Único de Saúde para casos suspeitos e graves de Covid-19 nas vinte maiores cidades do Brasil. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) - Nota Técnica 14.

Pesquisa Regiões de Influência das Cidades – informações de deslocamentos para serviços de saúde Notas Técnicas Volume Especial Versão de 6 de abril de 2020 Rio de Janeiro 2020

Pires, R.R.C., 2020. Os Efeitos sobre grupos sociais e territórios vulnerabilizados das medidas de enfrentamento à crise sanitária da Covid-19: propostas para o aperfeiçoamento da ação pública. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) - Nota Técnica 33.

Prado, M. , Bastos, L., Batista, A., Antunes, B., Baião, F. Maçaira, F. Hamacher, S., Bozza F., 2020. Análise de subnotificação do número de casos confirmados da COVID-19 no Brasil. Núcleo de Operações e Inteligência em Saúde (NOIS) - Nota Técnica 7 – 11/04/2020

Saaty, T.L., 2004. Decision making—the analytic hierarchy and network processes (AHP/ANP). Journal of systems science and systems engineering, 13(1), pp.1-35.

Scott, D.W., 2012. Multivariate density estimation and visualization. In Handbook of computational statistics (pp. 549-569). Springer, Berlin, Heidelberg.

Vargas, R.V. and IPMA-B, P.M.P., 2010, October. Utilizando a programação multicritério (Analytic Hierarchy Process-AHP) para selecionar e priorizar projetos na gestão de portfólio. In PMI Global Congress (Vol. 2009). sn.

Walker, P.G., Whittaker, C., Watson, O., Baguelin, M., Ainslie, K.E.C., Bhatia, S., Bhatt, S., Boonyasiri, A., Boyd, O., Cattarino, L. and Cucunubá, Z., 2020. The global impact of COVID-19 and strategies for mitigation and suppression. Imperial College London, doi: <https://doi.org/10.25561/77735>.

Weiss, D.J., Nelson, A., Gibson, H.S., Temperley, W., Peedell, S., Lieber, A., Hancher, M., Poyart, E., Belchior, S., Fullman, N. and Mappin, B., 2018. A global map of travel time to cities to assess inequalities in accessibility in 2015. Nature, 553(7688), pp.333-336.

Weiss, D.J., Nelson, A., Gibson, H.S., Temperley, W., Peedell, S., Lieber, A., Hancher, M., Poyart, E., Belchior, S., Fullman, N. and Mappin, B., 2018. A global map of travel time to cities to assess inequalities in accessibility in 2015. Nature, 553(7688), pp.333-336. Disponível em <https://www.nature.com/articles/nature25181>

Wu, Z. and McGoogan, J.M., 2020. Characteristics of and important lessons from the coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreak in China: summary of a report of 72 314 cases from the Chinese Center for Disease Control and Prevention. Jama.

Yang, J., Zheng, Y., Gou, X., Pu, K., Chen, Z., Guo, Q., Ji, R., Wang, H., Wang, Y. and Zhou, Y., 2020. Prevalence of comorbidities in the novel Wuhan coronavirus (COVID-19) infection: a systematic review and meta-analysis. International Journal of Infectious Diseases.