Parte I – Cenários

4. Estimativa de risco de espalhamento da Covid-19 no Brasil e avaliação da vulnerabilidade socioeconômica nas microrregiões brasileiras

Cláudia Torres Codeço
Flávio Codeço Coelho
Luiz Max Carvalho
Oswaldo Gonçalves Cruz

Daniel Antunes Maciel Villela
Leonardo Soares Bastos
Marcelo Ferreira da Costa Gomes
Raquel Martins Lana

SciELO Books / SciELO Livros / SciELO Libros

CODEÇO, C. T., VILLELA, D. A. M., COELHO, F. C., BASTOS, L. S., CARVALHO, L. M., GOMES, M. F. C., CRUZ, O. G., and LANA, R. M. Estimativa de risco de espalhamento da Covid-19 no Brasil e avaliação da vulnerabilidade socioeconômica nas microrregiões brasileiras. In: FREITAS, C. M., BARCELLOS, C., and VILLELA, D. A. M., eds. *Covid-19 no Brasil: cenários epidemiológicos e vigilância em saúde* [online]. Rio de Janeiro: Observatório Covid-19 Fiocruz; Editora Fiocruz, 2021, pp. 75-84. Informação para ação na Covid-19 series. ISBN: 978-65-5708-049-8.
<https://doi.org/10.7476/9786557081211.0005>.

All the contents of this work, except where otherwise noted, is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International license](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Todo o conteúdo deste trabalho, exceto quando houver ressalva, é publicado sob a licença [Creative Commons Atribuição 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Todo el contenido de esta obra, excepto donde se indique lo contrario, está bajo licencia de la licencia [Creative Commons Reconocimiento 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Estimativa de Risco de Espalhamento da Covid-19 no Brasil e Avaliação da Vulnerabilidade Socioeconômica nas Microrregiões Brasileiras

*Cláudia Torres Codeço, Daniel Antunes Maciel Villela,
Flávio Codeço Coelho, Leonardo Soares Bastos,
Luiz Max Carvalho, Marcelo Ferreira da Costa Gomes,
Oswaldo Gonçalves Cruz e Raquel Martins Lana*

O estudo aqui apresentado foi feito no período de março a maio de 2020, durante os primeiros meses da pandemia de Covid-19. No Brasil, os primeiros casos importados tinham chegado da Europa em São Paulo e Rio de Janeiro, apenas dois meses depois do alerta feito pela China sobre a emergência do novo coronavírus. Essas grandes metrópoles foram as primeiras a declarar transmissão comunitária, quando não se é mais possível traçar a origem dos casos. Em março, toda a comunidade científica já se organizava para o enfrentamento da pandemia. Nunca antes se havia visto tão grande movimento internacional para compartilhamento de informações, dados e modelos. Vários *dashboards* foram rapidamente criados, como o John Hopkins nos Estados Unidos, e o Brasil.IO aqui. Modelos matemáticos eram publicados na Inglaterra e em outros países, alertando para o risco de uma pandemia com a expectativa de milhares de mortes em pouco tempo. A mídia mostrava os hospitais lotados na China e posteriormente na Itália e Espanha.

Diante desse cenário, uma força-tarefa foi organizada por pesquisadores do Programa de Computação Científica da Fundação Oswaldo Cruz (Fiocruz) e da Escola de Matemática Aplicada da Fundação Getulio Vargas (FGV). Esse grupo já tinha um histórico de colaboração havia pelo menos cinco anos em área correlata, o qual resultara no desenvolvimento de métodos analíticos para vigilância das arboviroses (InfoDengue) e de síndrome respiratória aguda grave (InfoGripe, 2018). O grupo de trabalho criado foi

denominado Núcleo de Métodos Aplicados à Vigilância Epidemiológica (Grupo Mave, 2021). Em seu primeiro relatório, aqui apresentado, analisou o risco de importação de Covid-19 para as microrregiões brasileiras decorrente da presença de transmissão sustentada nos dois maiores centros urbanos, Rio de Janeiro e São Paulo, e os efeitos de possível ocorrência de epidemias nas microrregiões associados a faixas da população com maior risco de morbidade e letalidade, como idosos, e indicadores de capacidade no Sistema Único de Saúde (SUS), como número de leitos (Grupo Mave, 2020).

VULNERABILIDADE GEOGRÁFICA

Na epidemiologia, é bem conhecido que as redes de mobilidade formam os caminhos para a propagação das doenças transmissíveis, distorcendo as distâncias geográficas e tornando próximas cidades como São Paulo e Londres, Rio de Janeiro e Hong Kong (Codeço & Coelho, 2008). Para compreender esses caminhos, é necessário conhecer as redes e fluxos de transporte e, por meio de modelos matemáticos e estatísticos, estimar a associação dos fluxos e risco de introdução dos patógenos. Quanto mais pessoas infectadas chegam, maior a probabilidade de que cadeias de transmissão se formem, gerando surtos locais e, posteriormente, epidemias. No entanto, esse não é um processo determinístico, uma vez que são as condições de receptividade e resiliência local que vão, em última análise, conformar a trajetória epidemiológica resultante.

Mediante o estabelecimento do Sars-CoV-2 nas duas maiores cidades brasileiras, naquele momento a principal questão era a velocidade e o caminho pelo qual a epidemia se disseminaria no país. Também estava em debate a eficácia de medidas de distanciamento social e redução de mobilidade de longa distância. Para avaliar a vulnerabilidade geográfica dos municípios brasileiros à introdução da Covid-19, foi calculada uma métrica de *distância efetiva* proposta por Gautreau, Barrat e Barthélemy (2008), que define proximidade em termos do fluxo de pessoas entre as localidades, e não da distância geográfica. Essa métrica apresenta forte correlação com o tempo até a chegada da epidemia em cada território a partir de uma origem bem definida. Isto é, quanto menor a *distância efetiva*, menor o tempo até a invasão. Para estimar esse tempo até a chegada e estabelecimento de epidemia, T_{ij} , utilizamos a medida de *distância efetiva* que leva em conta, além da distância efetiva, também parâmetros associados à transmissão, como a taxa de reprodução básica R_0 e o período de infecção típico γ . A expressão é:

$$T_{ij} = \frac{d_{ij}}{\gamma(R_0 - 1)}$$

onde o período de infecção foi definido em 8 dias, e o R_0 de 2,5, conforme estimativas da época. A distância efetiva foi calculada a partir de dados da malha aérea fornecidas pelo Official Airline Guide (OAG, 2020) referentes ao ano de 2019, agregados por ano e restritos aos fluxos nacionais. Foram utilizadas como áreas de influência imediata as microrregiões correspondentes ao município referência de cada aeroporto.

A Figura I mostra o mapa da *distância efetiva* entre cada município e (A) São Paulo e (B) Rio de Janeiro. Fica evidente que a primeira cidade é muito mais conectada e, conseqüentemente, tem maior potencial de disseminação do que a segunda.

Figura I – Distância efetiva dos municípios brasileiros em relação a (A) cidade de São Paulo e (B) Rio de Janeiro. Diagramas de dispersão nos quais cada ponto corresponde a um município. A localização do município no gráfico decorre da proporção da população idosa e da distância efetiva em relação às cidades de (C) São Paulo e (D) Rio de Janeiro. Cidades indicadas são aquelas com menor distância efetiva

CENÁRIOS DE INTERVENÇÃO

Utilizando esse modelo, é possível construir cenários para estimar o impacto de medidas restritivas de mobilidade no tempo até a chegada do vírus em cada local. A Figura 2 ilustra esse resultado para o estado de São Paulo. Na figura de cima, observa-se que com o fluxo normal esperava-se a interiorização da Covid-19 pelo interior do estado em menos de um mês. O painel (B) da Figura 2 mostra o efeito esperado da redução de 80% na mobilidade de pessoas entre municípios associado a um distanciamento social que resultasse num número reprodutivo efetivo de 1,7, isto é, 68% do original de 2,5. Nesse cenário, o tempo até a epidemia chegar a alguns municípios pode alcançar dois meses e meio.

Figura 2 – Estimativa de impacto por meio de medidas restritivas de mobilidade em dois cenários de atenuação: R_0 de 2,5 e 30% de atenuação (painel superior) e R_0 de 1,7 e 80% de atenuação (painel inferior)

A partir da instalação de transmissão sustentada e alta incidência no Rio de Janeiro e em São Paulo, as microrregiões do país em que era mais provável a instalação de transmissão sustentada de Covid-19 eram aquelas que faziam fronteira física com as cidades de São Paulo e Rio de Janeiro, bem como as capitais estaduais. Em seguida, o estabelecimento da transmissão de Covid-19 era mais provável na maioria das microrregiões do litoral, de Porto Alegre a Salvador. Outras áreas de alto risco eram as áreas vizinhas de Recife e Fortaleza, no Nordeste, áreas vizinhas de Foz do Iguaçu, Paraná, e áreas vizinhas de Cuiabá, Brasília e Goiânia, no Centro-Oeste.

Além da distância efetiva, podemos calcular a probabilidade de um surto inicial que dará início a uma epidemia em cada local. O processo de estabelecimento de uma epidemia é de natureza estocástica e depende do R_0 local e do influxo inicial de infectados (I) em uma localidade até então não exposta. Dados esses dois parâmetros, podemos calcular a probabilidade do estabelecimento da doença de forma epidêmica, ou seja, de invasão. Assumindo-se um modelo SIR estocástico de transmissão (Brauer, Van Den Driessche & Wu, 2008), essa probabilidade pode ser calculada com a seguinte fórmula: $P_{epi} = 1 - (\frac{1}{R_0})^I$. Nesse cálculo as medidas de distanciamento social vão afetar o R_0 em cada microrregião e as estatísticas de mobilidade e distância efetiva.

Aliadas à prevalência da Covid-19 nos municípios mais próximos, essas estatísticas de mobilidade nos darão o número esperado de infectados chegando por unidade de tempo (Coelho *et al.*, 2020).

Figura 3 – Probabilidade de instalação de transmissão sustentada de Covid-19 em microrregiões brasileiras. Estimativa feita no cenário sem redução de mobilidade

ANÁLISE DE VULNERABILIDADE SOCIAL

Como o impacto de uma epidemia não depende apenas da chegada do vírus, mas também das condições locais de transmissão e resposta, identificamos como necessário analisar também as vulnerabilidades sociais e assistenciais no país. A partir do cruzamento das áreas mais vulneráveis geograficamente e socialmente, foi possível identificar os municípios com risco iminente de desastre. A vulnerabilidade socioeconômica foi calculada por meio de um método de agrupamento de partição (K-medoid), tomando como variáveis expectativa de vida, índice Gini, componente educacional do índice de desenvolvimento humano, proporção da população vivendo abaixo do limiar de extrema pobreza, porcentagem da população urbana, porcentagem da população em domicílios com água encanada, porcentagem da população com insuficiência no abastecimento de água e tratamento de esgoto e percentual de pessoas sem acesso à eletricidade. Essas variáveis foram selecionadas de um conjunto maior, do qual foram eliminadas variáveis altamente correlacionadas (correlação de Pearson > 0.8) (Coelho *et al.*, 2020). A vulnerabilidade da assistência hospitalar foi calculada a partir de indicadores de leitos hospitalares e leitos de UTI disponíveis no início da epidemia. O Quadro 1 apresenta a classificação resultante.

Quadro 1 – Descrição das classes de vulnerabilidade social dos municípios brasileiros

Classe	Descrição
A	Predominantemente urbana, com expectativa de vida acima da média, comparativamente menor desigualdade, menor população vivendo em extrema pobreza, melhor acesso aos serviços de abastecimento de água e esgoto, e maior escolaridade média. Nesta categoria está a maioria das capitais estaduais.
B	Muito semelhante a A na expectativa de vida. Ainda mais urbana, mas com mais população vivendo em extrema pobreza (média de 5%). Os índices de desigualdade e a infraestrutura são piores em comparação com A, mas ainda acima da média.
C	Mistura de populações urbanas e rurais. Em comparação com A e B, tem expectativa de vida significativamente menor, pobreza significativamente alta e menos infraestrutura. São as áreas mais urbanizadas da região Nordeste, principalmente.
D	Predominância de populações rurais, alta desigualdade, baixo IDH educacional (IDHedu), baixo acesso a serviços de água e esgoto, mas com acesso a eletricidade. Localizada principalmente na área seca do bioma Caatinga, no Nordeste e em alguns municípios do Norte.
E	Regiões predominantemente rurais na Amazônia. IDHedu baixo, acesso precário à água tratada, disposição de esgoto e eletricidade.

A Figura 4C mostra o mapa de vulnerabilidade. As microrregiões das classes C, D e E são as mais vulneráveis. Elas estão localizadas principalmente nas regiões Nordeste e Norte. Como esperado, maior expectativa de vida está associada a melhores condições de vida, concentradas significativamente na parte sul do país.

Figura 4 – (A) Porcentagem da população com mais de 60 anos por microrregião; (B) Distribuição da capacidade hospitalar medida em número de leitos hospitalares; (C) Classificação das microrregiões em vulnerabilidade social: A e B são as microrregiões com melhores índices, C, D e E têm alta vulnerabilidade social; (D) Microrregiões com alta vulnerabilidade social e alta probabilidade de epidemia de Covid-19

PROBABILIDADE DE INVASÃO E O EFEITO DA MOBILIDADE

A Figura 3 mostra a probabilidade de espalhamento da epidemia condicionada pelos padrões de mobilidade da população brasileira. Este mapa assume um R_0 relativamente baixo, de 1,7, se comparado aos valores inicialmente relatado para a Covid-19 (Liu *et al.*, 2020). Logo após o estabelecimento das barreiras sanitárias entre cidades era esperada uma redução de fluxo, que reduziria a probabilidade de invasão da epidemia em diversos municípios mais distantes dos principais centros de disseminação da primeira onda.

A Figura 2 mostra os ganhos temporais possíveis em consequência da implantação de medidas de isolamento social que reduzem o R_0 .

Os painéis C e D da Figura 4 apresentam o efeito combinado da vulnerabilidade social e geográfica (dada pela probabilidade de epidemia). Essa combinação já indicava várias das regiões que apresentaram as piores epidemias do país.

Figura 5 – Distribuição do tempo ganho até a chegada da epidemia nos vários cenários de intervenção. O valor do R_0 reflete a adesão dentro dos municípios ao distanciamento social. Para cada nível de distanciamento social é mostrado o efeito combinado do isolamento com redução do fluxo intermunicipal em 30, 50 e 80%

Na Figura 5 temos uma análise detalhada do efeito combinado do distanciamento social dentro dos municípios aliado a uma redução do fluxo intermunicipal de pessoas. São resultados simulados, nas microrregiões do Rio de Janeiro (em azul) e de São Paulo (em laranja).

A análise desses dados deixou claro que, na ausência de fortes restrições de mobilidade, a disseminação da Covid-19 para as grandes áreas urbanas do país teria sido muito mais rápida do que o ocorrido. Tanto a restrição das viagens como o distanciamento social contribuíram para retardar sua transmissão. Algumas capitais estaduais das regiões Norte e Nordeste, como Manaus e Fortaleza, foram classificadas

como prioritárias, o que se confirmou ao longo dos meses (Orellana *et al.*, 2020; Lemos *et al.*, 2020). Esses resultados foram publicados inicialmente na forma de relatórios (atualizados regularmente), e posteriormente em forma de artigo (Coelho *et al.*, 2020).

Uma avaliação retrospectiva desses resultados revela que várias das epidemias mais críticas que observamos em 2020 poderiam ter sido evitadas ou atenuadas caso os resultados deste estudo tivessem dado origem a intervenções preventivas em cidades como Manaus e Fortaleza, por exemplo. Prevenções intensivas nas cidades de maior risco teriam atrasado e reduzido substancialmente o espalhamento do vírus (figuras 2 e 5).

Embora não se possa comparar a perda de vidas com as perdas econômicas decorrentes das restrições de movimento, estas últimas poderiam ter sido diminuídas com planos de contingência bem articulados que pudessem preservar a atividade econômica em áreas de baixo risco enquanto uma restrição mais severa de mobilidade sustentada por uma subvenção econômica do governo ficaria restrita às cidades com maior risco.

LIÇÕES APRENDIDAS

Hoje enfrentamos as consequências da gestão pouco efetiva dos riscos desta pandemia que acarretaram perdas muito maiores do que o esperado para um país com os recursos do Brasil (Lana *et al.*, 2020). Mas as lições desta calamidade permanecem, para que futuros governos possam escolher agir preventivamente, embasados pelo conhecimento gerado pela comunidade científica brasileira.

A preparação para a vacinação é outra etapa que pode se beneficiar de forma análoga, mediante uma análise da vulnerabilidade das várias regiões de nosso país. Cumpridos os imperativos éticos de prover imunização em caráter prioritário aos grupos em maior risco e de maior exposição, restará espaço para uma estratégia que, baseada no conhecimento preliminar da vulnerabilidade social e geográfica de cada região, busque frear a segunda onda de espalhamento da Covid-19 e minimizar as chances de reinfecção em populações já afetadas pelo vírus. A vacinação pode ser utilizada para evitar um segundo colapso dos sistemas locais de saúde, assim como para reduzir a morbidade e mortalidade nas populações locais.

Outra lição deixada por esta pandemia é a necessidade de se dispor de antemão de um mapeamento das capacidades e fragilidades do nosso sistema de saúde, público e privado, como realizado neste estudo, que seja atualizado anualmente. Somente dessa maneira podemos ter a esperança de intervir efetivamente em uma futura crise de dimensões similares.

REFERÊNCIAS

- BRAUER, F.; VAN DEN DRIESSCHE, & WU, J. (Eds.). *Mathematical Epidemiology*. Springer, 2008. Disponível em: <www.amazon.com.br/Mathematical-Epidemiology-1945-Fred-Brauer/dp/3540789103>. Acesso em: 1 fev. 2020.
- CODEÇO, C. T. & COELHO, F. C. Redes: um olhar sistêmico para a epidemiologia de doenças transmissíveis. *Ciência & Saúde Coletiva*, 13(6): 1.767-1.774, 2008. Disponível em: <www.scielo.br/j/csc/a/qbqdmfv364nYw8gyGwWXy7f/?format=pdf&lang=pt>. Acesso em: 1 fev. 2020.
- COELHO, F. C. *et al.* Assessing the spread of Covid-19 in Brazil: mobility, morbidity and social vulnerability. *Plos One*, 15(9): e0238214, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0238214>>. Acesso em: 18 set. 2020.
- GAUTREAU, A.; BARRAT, A. & BARTHÉLEMY, M. Global disease spread: statistics and estimation of arrival times. *Journal of Theoretical Biology*, 251(3): 509-522, 2008. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2007.12.001>>. Acesso em: 18 set. 2020.
- GRUPO MAVE. Covid-19 Grupo Mave, 2020. Disponível em: <<https://covid-19.procc.fiocruz.br/team/>>. Acesso em: 1 jun. 2020.
- GRUPO MAVE. Núcleo de Métodos Aplicados à Vigilância Epidemiológica. Disponível em: <<https://covid-19.procc.fiocruz.br/>>. Acesso em: 1 jun. 2021.
- INFOGRIPE. Monitoramento de casos de síndrome respiratória grave (Srag) notificados no Sivep Gripe. 2018. Disponível em: <<http://info.gripe.fiocruz.br>>. Acesso em: 1 jun. 2021.
- LANA, R. M. *et al.* Emergência do novo coronavírus (Sars-CoV-2) e o papel de uma vigilância nacional em saúde oportuna e efetiva". *Cadernos de Saúde Pública* 36(3), 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/0102-311x00019620>>. Acesso em: 1 abr. 2021.
- LEMOS, D. R. Q. *et al.* Health system collapse 45 days after the detection of Covid-19 in Ceara, Northeast Brazil: a preliminary analysis. *Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical*, 53, 2020. Disponível em: <www.scielo.br/j/rsbmt/a/98LMbshKyrXVc7sC4nZwkSG/?lang=en&format=pdf>. Acesso em: 1 jun. 2021.
- LIU, Y. *et al.* The reproductive number of Covid-19 is higher compared to Sars coronavirus. *Journal of Travel Medicine*, 27(2), 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/jtm/taaa021>>. Acesso em: 1 abr. 2020.
- OFFICIAL AIRLINE GUIDE (OAG). Site. Disponível em: <www.oag.com>. Acesso em: 1 abr. 2020.
- ORELLANA, J. D. Y. *et al.* Explosão da mortalidade no epicentro amazônico da epidemia de Covid-19. *Cadernos de Saúde Pública*, 36: e00120020, 2020. Disponível em: <<http://cadernos.ensp.fiocruz.br/static/arquivo/1678-4464-csp-36-07-e00120020.pdf>>. Acesso em: 1 set. 2020.