



ISSN 2304-0963
doi: 10.25267/Costas



Vol. Esp. 3: 71-98. 2022

Lima, C. O., Gandra, T., Borges R., Bonetti, C., Bonetti, J., 2022. Analysis of the Social Vulnerability to the Effects of COVID-19 Pandemics on Brazilian Coastal Municipalities . Revista Costas, Esp. 3: 71-98. doi: 10.25267/Costas.2023.v.3.i2.05

Análise da Vulnerabilidade Social aos Impactos da Pandemia de COVID-19 nos Municípios Costeiros do Brasil

Analysis of the Social Vulnerability to the Effects of COVID-19 Pandemics on Brazilian Coastal Municipalities

Cibele Oliveira Lima^{1*}, Ribeiro Gandra²,
Carla Bonetti³, Jarbas Bonetti⁴

*e-mail: cibe.col@gmail.com

¹ Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) - Brasil;

² Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Sul (IFRS) - Brasil
tiago.gandra@riogrande.ifrs.edu.br

³ Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) - Brasil
carla.bonetti@ufsc.br

⁴ Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) - Brasil;
jarbas.bonetti@ufsc.br

Keywords: Coronavirus, Socioeconomic Indicators, Spatial Analysis, GIS, Brazilian Coast.

Abstract

The COVID-19 pandemics has intensified several social and economic difficulties, posing challenges for the public management in many countries. Aiming at mitigating its effects, it is essential to collect, analyze and communicate data obtained from reliable sources, at various spatial scales, and to integrate them in systems that can support decision-making by the government. In this context, this article aims to contribute to the organization of relevant information to the understanding of this health crisis from structuring a Social Vulnerability Index to COVID-19 (IVS-Cov), a data layer integrated to the Spatial Information Platform of COVID-19 (PIE-COVID). This platform is available with daily updates on the IFRS website (<http://covid19.riogrande.ifrs.edu.br/>) and integrates data on COVID-19 cases and deaths with sociodemographic, economic and health variables in the municipal scale. Seven census variables were used for the composition of the

Submitted: April 2022

Accepted: November 2022

Associate Editor: Martina Daniela Camiolo

IVS-Cov: (1) average income per household, (2) percentage of elderly people, (3) percentage of urban population, (4) residents per household, (5) number of intensive care units, (6) distance from the municipality without an available intensive care bed to the nearest hospital with an available bed, and (7) percentage of people dependent on the SUS; being those layers processed based on the methodology proposed by Gornitz (1991) for vulnerability analyses. The results found are robust and present a good diagnosis of the situation of the coastal populations most vulnerable to the effects of the crisis caused by the coronavirus. Spatially, an increase in vulnerability was observed in the northeastern and northern states of Brazil, in addition to a lower vulnerability in all state capitals. Despite this general trend, municipalities with high vulnerability occurred in all regions of the country. Considering that coastal municipalities have a strong economic dependence on activities that have suffered some stoppage during periods of the pandemic, such as tourism, it can be argued that there were impacts of considerable social repercussions, being our expectation that the results obtained can contribute to subsidies for local management.

Resumo

A pandemia de COVID-19 intensificou diversos problemas sociais e econômicos, impondo desafios para a gestão pública de muitos países. Visando a mitigação de seus efeitos, é essencial a coleta, análise e comunicação de dados obtidos de fontes confiáveis, em diversas escalas espaciais, e sua integração em sistemas que possam dar suporte à tomada de decisão por parte do poder público. Neste contexto, o presente artigo tem por objetivo contribuir para a organização de informações relevantes ao entendimento da pandemia com base na proposta de estruturação de um Índice de Vulnerabilidade Social à COVID-19 (IVS-Cov), camada de dados incorporada à Plataforma de Informações Espaciais da COVID-19 (PIE-COVID). A referida plataforma encontra-se disponível com atualizações diárias no site do IFRS (<http://covid19.riogrande.ifrs.edu.br/>) e integra dados de casos e óbitos de COVID-19 com variáveis sociodemográficas, econômicas e de saúde na escala municipal. Com base na literatura, foram selecionadas sete variáveis para a composição do IVS-Cov: (1) renda média por domicílio, (2) percentual de idosos, (3) percentual de população urbana, (4) moradores por domicílio, (5) número de leitos de tratamento intensivo (UTI), (6) distância do município sem leito ao hospital mais próximo com leito e (7) percentual de pessoas dependentes do SUS. O processamento e integração destas variáveis teve como base a metodologia proposta por Gornitz (1991) para análises de vulnerabilidade. Os resultados encontrados são robustos e apresentam um bom diagnóstico da situação das populações costeiras mais vulneráveis aos efeitos da crise causada pelo coronavírus. Especialmente, pode-se observar um aumento da vulnerabilidade nos estados do nordeste e norte do Brasil, além de uma menor vulnerabilidade em todas as capitais dos estados. Apesar dessa tendência geral, municípios com elevada vulnerabilidade ocorreram em todas as regiões do país. Considerando que os municípios costeiros possuem forte dependência econômica de atividades que sofreram alguma paralisação durante períodos da pandemia, como o turismo, pode-se argumentar que houve impactos de considerável repercussão social, podendo os resultados aqui obtidos contribuir com subsídios à gestão local.

Palavras-Chave: Coronavírus, Indicadores Socioeconômicos, Análise Espacial, SIG, Costa Brasileira.

1. Introdução e justificativa

Além de mortes e internações, a pandemia de COVID-19 intensificou diversos problemas sociais e econômicos, impondo desafios para a gestão pública de muitos países. A gravidade da pandemia e seus impactos nos sistemas de saúde e na economia tornam necessária a criação de estruturas de suporte à tomada

de decisão que forneçam informações completas e organizadas em tempo real.

O Brasil, em novembro de 2022, era o segundo país com maior número de mortes relacionadas a COVID-19 no mundo, tendo atingido mais de 680 mil óbitos (OMS, 2022). Além das questões relacio-

nadas à ineficiência do governo em lidar com a situação de crise, outro fator contribuiu para o número expressivo de casos e a alta taxa de mortalidade: a desigualdade no acesso à renda e à infraestrutura básica. O Brasil tem dimensões continentais e foi urbanizado e industrializado de maneira heterogênea, gerando diferenças econômicas e sociais significativas ao longo de seu território. O país se destaca por ter uma das sociedades mais desiguais do mundo, em que os 10% mais ricos concentram cerca de 42% da renda total do país (PNUD, 2019).

Essa desigualdade e heterogeneidade econômica entre as regiões colabora para a determinação das diferentes formas com que a pandemia se alastra e afeta a população ao longo do território nacional. Autores como Werneck (2020), Rasmussen & Smulian (2020) e dos Santos *et al.* (2020) afirmam que, por conta das próprias características patológicas do vírus, existe um risco diferenciado de ocorrência da COVID-19 nas diferentes populações, risco este que poderá ser minimizado ou intensificado de acordo com as condições de vida e acesso à infraestrutura de cada região. Características sociais, culturais e demográficas distintas entre as regiões, estados ou municípios do país também influenciam na efetividade das medidas de isolamento implementadas pelo poder público como forma de contenção da disseminação do vírus (Brasil, 2007; Giuliani *et al.*, 2020).

Devido a fatores históricos relacionados à ocupação do território brasileiro e seguindo a tendência mundial da população em ocupar predominantemente áreas próximas ao litoral, o Brasil possui concentração de mais de um quarto (26,6%) de sua população residente na zona costeira, o equivalente a 50,7 milhões de habitantes (IBGE, 2010). Esse processo de ocupação da zona costeira tem se intensificado, uma vez que as cidades litorâneas são consideradas como ativos altamente valorizados no Brasil, seja por abrigarem importantes atividades socioeconômicas como pesca, portos e turismo, ou por preservarem relevan-

tes habitats naturais, como os remanescentes de manguezais e de Mata Atlântica (MMA, 2008; Lins de Barros, 2017). Estas características, juntamente com sua qualidade estética e recreativa, contribuem positivamente para o bem-estar da população e são motivos pelas quais se observa um sensível crescimento populacional dessas áreas nas últimas décadas.

A COVID-19 mudou abruptamente o mundo e impactou todas as dimensões da sociedade, incluindo atividades costeiras e o seu gerenciamento (Perillo *et al.* 2021). Os impactos econômicos negativos devido às limitações impostas pela pandemia afetaram diversos destes setores de atividades tradicionalmente desenvolvidas em área costeiras, como o industrial e portuário (Zhou *et al.*, 2022) e o pesqueiro (Fernandez-Gonzalez *et al.*, 2022) causando fortes perdas para as populações locais. O setor do turismo, por sua vez, foi um dos mais amplamente impactados pela pandemia de COVID-19, que provocou quedas abruptas na atividade turística em todo o mundo (Zielinski & Botero, 2020). Segundo IBAMA (2020), um estudo econômico da Fundação Getúlio Vargas estimou que, apenas em 2020, as perdas econômicas do setor de turismo no Brasil foram de 38,9% em comparação ao PIB do setor em 2019.

O medo da infecção e as restrições de viagens reduziram dramaticamente o uso de áreas costeiras (especialmente praias) para o turismo, resultando em um grande impacto socioeconômico. Considerando-se a importância deste setor para vários municípios costeiros, não se pode negligenciar os fortes impactos decorrentes do menor afluxo de turistas devido às restrições de deslocamento impostas pela pandemia. Como consequência, muitas localidades que baseiam sua economia no turismo de “sol, mar e areia” sofreram uma forte ruptura em suas economias, pois embora possa ter havido algum aquecimento no setor imobiliário, hotéis, pousadas e o comércio local voltados a esse público foram fortemente afetados, incorrendo em graves problemas de desemprego, agra-

vado pelo fato de que a economia informal é forte no país (Perillo *et al.* 2021).

Por outro lado, com a pandemia da COVID-19 e a instituição de regimes de isolamento social pelos governos, muitas empresas passaram a permitir que algumas atividades profissionais passassem a ser desenvolvidas por seus funcionários diretamente de suas casas, no modelo denominado *home office*. A possibilidade de trabalhar sem ter de se deslocar até o escritório criou novas necessidades dos trabalhadores, principalmente daqueles com melhor remuneração, que passaram a procurar por residências de maior porte ou que fossem mais atrativas ambientalmente, particularmente em cidades de porte intermediário (Le Berre, 2021). É neste contexto que a busca por imóveis na costa foi intensificada, aumentando a pressão de urbanização pré-existente nestas áreas, modificando a paisagem litorânea de acordo com os interesses especulativos das classes sociais de maior poder econômico, que se deslocaram de grandes metrópoles para casas de praia.

Como resultado desses processos, tem-se importantes impactos sobre o modo de vida das populações costeiras uma vez que, por um lado, as infraestruturas disponíveis nestas áreas deixaram de ser suficientes para atender o rápido aumento da população em alguns municípios e, por outro, o cessamento do aporte de recursos financeiros advindos do turismo levaram ao colapso de atividades relacionadas a vários segmentos da economia local. Em ambas as situações, as populações de baixa renda dependentes dos recursos costeiros tendem a se tornar ainda mais vulneráveis e excluídas.

Apesar de ser possível verificar as tendências gerais acima descritas a partir de dados numéricos, existe ainda grande dificuldade em se compreender a dinâmica espacial da doença, assim como a forma com que as diferenciações territoriais podem intensificar a vulnerabilidade a COVID-19 das populações de determinadas áreas. Percebe-se então a necessidade de

se coletar, estruturar e analisar dados de caráter espacial que possam indicar quais as localidades apresentam maior vulnerabilidade aos impactos decorrentes da epidemia de COVID-19 (Armenio *et al.*, 2021) ou de futuras epidemias.

A análise espacial, por meio da interpretação e mapeamento de dados estatísticos, vem sendo usada desde longa data permitindo, além da localização espacial de eventos pontuais, também a identificação e visualização de fenômenos e seus padrões materializados no espaço. Contribui, dessa forma, para o entendimento da estrutura de distribuição e dos fatores determinantes de um determinado fenômeno, permitindo a identificação de padrões e tendências. Neste sentido, a aplicação de estratégias analíticas baseadas na construção de índices numéricos resultantes do cruzamento entre variáveis é um procedimento consagrado na literatura, tendo uma ampla revisão sobre esses trabalhos sido apresentada por Nguyen *et al.* (2016) e, especificamente para a vulnerabilidade social, por Lima e Bonetti (2020). Para autores como Bailey e Gatrell (1996), Werneck e Struchiner (1997), Bailey (2001) e Carvalho e Souza-Santos (2005), a aplicação de métodos de análise espacial na saúde decorre da superação da noção de que a distribuição das doenças na população pode ser explicada exclusivamente através de características individuais.

Os padrões de morbidade e de mortalidade de qualquer doença não ocorrem de forma aleatória nas populações, pelo contrário, seguem padrões ordenados que refletem causas subjacentes, relacionadas a características individuais e do meio (Brasil, 2007). Para o CDC (2006) a análise das condições de vida (status socioeconômico e acesso à atenção médica) e dos fatores que a compreendem é extremamente importante no acesso à vulnerabilidade a doenças respiratórias como a COVID-19. Esse conjunto de características interfere na forma com que as populações enfrentam os riscos à sua saúde, desde a facilidade com que estão expostas a determinado agente infec-

cioso até os efeitos que ele provocará em seu organismo, configurando assim uma vulnerabilidade social a determinada crise sanitária.

Diversos estudos da área epidemiológica (Bailey, 2001; Carvalho & Souza-Santos, 2005; CDC, 2006; Anselin, 2006; Brasil, 2007; Gomes, 2018) reconhecem a importância de considerar os aspectos geográficos para além da distribuição e evolução de determinada epidemia. Ao analisar as diferenças no uso e acesso aos sistemas de saúde, tendo por base aspectos socioeconômicos, é possível identificar as parcelas da população mais vulneráveis a serem infectadas e virem a óbito.

Nesse sentido, os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) servem como plataformas eficazes na modelagem da ocorrência e disseminação de doenças, integrando técnicas de coleta, tratamento, manipulação e representação de dados espaciais. Pela sua característica integradora de informações de diferentes fontes e formatos, os SIG, quando aplicados aos estudos relacionados à área da saúde, permitem análise espacial e temporal da interação e relacionamento entre as diferentes características pessoais, ambientais e epidemiológicas (Armenio *et al.*, 2021). Atualmente, até mesmo organizações como a OMS (Organização Mundial de Saúde) e a OPAS (Organização Panamericana de Saúde) fazem uso de SIG para localizar e compreender riscos à saúde das populações e, através de diferentes plataformas disponíveis online, disponibilizam mapeamentos e aplicações voltados ao monitoramento de epidemias em todo o mundo (ver, a título de exemplo, o site mantido pela OMS: <https://www.who.int/data/GIS>).

Lin *et al.* (2020) e Zhou *et al.* (2020) destacam que, no contexto específico do combate a pandemia de COVID-19, os SIG e as técnicas de mineração e

de “big data” têm tido um papel fundamental. Isso porque ao agregar dados de múltiplas fontes, fornecendo uma visualização rápida de informações epidêmicas e o rastreamento espacial de casos, provêm informações espaciais sólidas para suporte à tomada de decisão. Desta forma, os SIG adquirem papel relevante no entendimento dos determinantes que mais influenciam cada situação de crise, o que pode ajudar os tomadores de decisão a priorizarem ações de melhoria nas diferentes áreas, como saúde, social, educação, economia, etc., visando a diminuição da vulnerabilidade das populações em locais específicos.

Tendo-se em consideração esses aspectos, o presente artigo visa contribuir com uma proposta metodológica de análise integrada de descritores espaciais da vulnerabilidade social, de natureza sociodemográfica e obtidos a partir de dados censitários e de infraestrutura de saúde. Para tanto, propõe a estruturação de um Índice de Vulnerabilidade Social aos impactos decorrentes da pandemia de COVID-19 para os municípios pertencentes à zona costeira brasileira. A construção e posterior espacialização do índice estratificado em diferentes níveis de vulnerabilidade foi efetuada em escala municipal, tendo-se em conta que muitas decisões são tomadas neste nível, principalmente aquelas relacionadas com a destinação de recursos e infraestrutura de saúde. Ao evidenciar os municípios de maior vulnerabilidade, os resultados aqui apresentados podem servir de subsídio para a proposição e direcionamento de ações específicas por parte das autoridades competentes, voltadas ao perfil de cada população vulnerável, visando não somente o controle da doença, mas também a mitigação dos posteriores efeitos de aprofundamento dos problemas socioeconômicos intensificados por ela.

2. Metodologia

O Índice de Vulnerabilidade Social à COVID-19 (IVS-Cov) dos municípios costeiros brasileiros apresentado neste artigo constitui uma camada de dados da Plataforma de Informações Espaciais da COVID-19 (PIE-COVID), que integra variáveis socio-demográficas e de infraestrutura de saúde a dados da evolução da doença. A plataforma está disponível e manteve atualizações diárias até o final de março de 2022 no site <http://covid19.riogrande.ifrs.edu.br/>. O site também disponibiliza mapas por estados e municípios e gráficos das seguintes variáveis: número absoluto de casos e evolução no tempo; número de casos por 100 mil habitantes; número de mortes e sua evolução no tempo a partir de dados das Secretarias Estaduais de Saúde compilados pela plataforma Brasil.IO (Brasil.IO, 2021).

A elaboração do Índice de Vulnerabilidade Social à COVID-19, foco do presente artigo, seguiu o fluxograma metodológico presente na figura 1 a seguir.

Na **primeira fase** da pesquisa foi realizada a seleção das variáveis e a coleta dos dados sociodemográficos,

partindo-se do pressuposto que uma das formas eficientes de se estimar o impacto de pandemias é a caracterização da população exposta (Lin *et al.*, 2020; Zhou *et al.*, 2020). Hoje no Brasil a principal fonte de informação demográfica e socioeconômica sobre a população, disponível para todo o território nacional e com nível de desagregação intraurbano, é o Censo Demográfico do IBGE¹, sendo o mais recente referente ao ano de 2010 (IBGE, 2010). Neste trabalho o referido censo foi a base para a coleta das variáveis correspondentes a todos os municípios considerados costeiros do Brasil de acordo com o MMA (2021).

Já os dados das variáveis de infraestrutura de saúde foram coletados na plataforma TabNet/DataSUS², do Ministério da Saúde, por ser este o acervo oficial mais completo e atualizado referente ao território nacional (Brasil.IO, 2021). Cabe salientar que este artigo adotou três variáveis principais consideradas por pesquisadores da área epidemiológica como as mais relevantes ao se analisar a vulnerabilidade a doenças respiratórias como a COVID-19: número de leitos

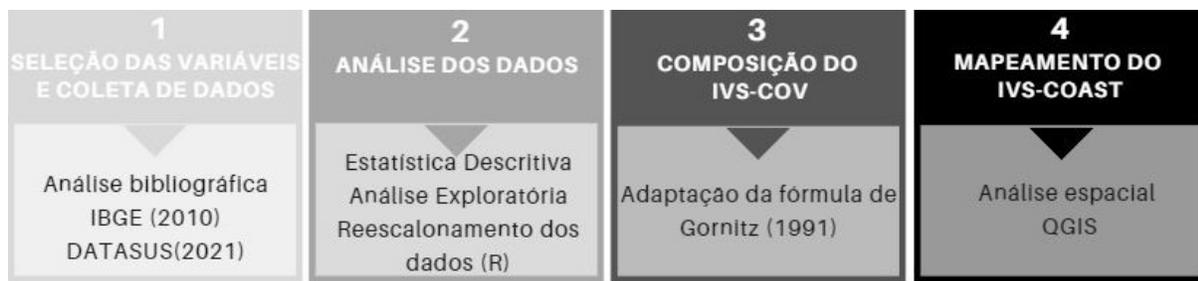


Figura 1. Fluxograma metodológico para composição do Índice de Vulnerabilidade Social a Covid-19 (IVS-Cov) dos municípios costeiros do Brasil. Fonte: elaborada pelos autores, 2022.

Figure 1. Methodological flowchart for the composition of the Covid-19 Social Vulnerability Index (IVS-Cov) of coastal municipalities in Brazil. Source: Elaborated by the authors, 2022.

¹ <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/saude/9662-censo-demografico-2010.html?=&t=microdados>

² <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/>

de UTI, distância de hospitais com leitos e população dependente do sistema público de saúde (Bailey, 2001; CDC, 2006; Brasil, 2007; Brasil.IO, 2021; Instituto Votorantim, 2021). As variáveis utilizadas na composição do IVS-Cov estão representadas na figura 2.

Na **segunda fase**, os dados foram organizados e tratados através da análise exploratória realizada através da linguagem R (R Core Team, 2021). O percentual de população urbana foi calculado de acordo com o número de pessoas que vivem nas cidades em relação à população total do município, uma vez que por estarem em maior proximidade entre si (densidade populacional) e possuírem mais vias e redes de comunicação, podem ser consideradas mais expostas

ao contágio pelo vírus (Brasil.IO, 2021; Instituto Votorantim, 2021). Já a população vulnerável foi qualificada nesta pesquisa como a porcentagem de idosos com idade superior a 60 anos (Brasil, 2003) no município, já que representam o grupo de maior risco a morte pela COVID-19 (Lin *et al.*, 2020; Zhou *et al.*, 2020; OMS, 2020). A renda média diz respeito à média da renda domiciliar mensal para cada município e foi considerada uma vez que quanto maior a renda, maior o acesso aos serviços básicos de infraestrutura e higiene pessoal, como acesso à água tratada por rede geral de abastecimento e maior possibilidade de adquirir álcool em gel e equipamentos de proteção pessoal contra o vírus. Além disso, diversos autores admitem que a renda é responsável pela qualidade

VARIÁVEIS SOCIODEMOGRÁFICAS	1	DENSIDADE POPULACIONAL	número de moradores por domicílio
	2	MORADORES VULNERÁVEIS	% de moradores idosos (acima de 60 anos) por domicílio
	3	RENDA	Valor da renda média domiciliar
	4	POPULAÇÃO URBANA	% de população urbana
IBGE (2010)			
INFRAESTRUTURA DE SAÚDE	5	LEITOS DE UTI	Número de leitos de UTI (Unidade de Tratamento Intensivo)
	6	DISTÂNCIA A LEITOS	Distância dos municípios sem leitos até o hospital com leito mais próximo
DATASUS (2021)			
	7	DEPENDÊNCIA DO SUS	% de pessoas dependentes do SUS (Sistema Único de Saúde)

Figura 2. Variáveis usadas para compor o Índice de Vulnerabilidade Social a Covid-19 (IVS-Cov) para os municípios costeiros do Brasil. Fonte: elaborada pelos autores, 2022.

Figure 2. Variables used to compose the Covid-19 Social Vulnerability Index (IVS-Cov) for coastal municipalities in Brazil. Source: Elaborated by the authors, 2022.

de vida e status de saúde da população ao longo dos anos, contribuindo para o aumento da imunidade (Bailey, 2001; CDC, 2006; Brasil, 2007). A densidade populacional foi calculada de acordo com o número de moradores por domicílio. Por representar a quantidade de pessoas vivendo sob um mesmo teto, é importante para analisar o distanciamento social e a possibilidade de proteção contra a infecção, na medida em que quanto mais pessoas compartilham um mesmo ambiente, maior a possibilidade de contágio entre elas (OMS, 2020). O número de leitos de tratamento intensivo (UTI) foi considerado de acordo com os valores correspondentes aos leitos públicos do SUS (Sistema Único de Saúde) por município. A distância dos municípios sem leito até um hospital com leito foi calculada (em linha reta) a partir do centróide do polígono de cada município até os estabelecimentos de saúde mais próximos com este tipo de serviço. Já a dependência de sistemas públicos de saúde foi calculada a partir da porcentagem da população que depende exclusivamente dos serviços do Sistema Único de Saúde (SUS) para atendimento de emergência e tratamentos de saúde.

Como as variáveis apresentam intervalos numéricos dificilmente comparáveis, foi necessário realizar, ainda na segunda fase, o reescalonamento dos dados através da classificação em cinco quantis, gerando valores inteiros entre 1 e 5 para todos os descritores de vulnerabilidade. As variáveis distância do município sem leito até um hospital com leito; porcentagem da população que depende exclusivamente do SUS; percentual de idosos; percentual de população urbana; e número de moradores por domicílio foram consi-

deradas diretamente proporcionais à vulnerabilidade social à COVID-19, uma vez que, quanto maior o seu valor, maior será a vulnerabilidade. Já as variáveis número de leitos de tratamento intensivo (UTI) e renda média se comportam de modo inversamente proporcional à vulnerabilidade social, já que quanto maior o número de leitos disponíveis e o valor da renda, menor a vulnerabilidade social à COVID-19. No reescalonamento, todas as variáveis foram transformadas para indicar maior vulnerabilidade à medida que seu valor se aproxima de 5.

Na **terceira fase** foi realizada a composição do IVS-Cov. Para tal, foi aplicada a fórmula proposta por Gornitz (1991) para elaboração de índices de vulnerabilidade, que permite integrar as variáveis em um único índice final, gerando o IVS-Cov, conforme a Equação 1 a seguir, em que V_i representa cada uma das variáveis utilizadas para compor o índice e n representa o número total de variáveis.

$$IVS = \sqrt{\frac{V_a * V_b * \dots * V_n}{n}} \quad eq. 1$$

Na **quarta fase**, os valores do IVS-Cov foram espacializados no software QGIS, através da classificação pelo método de quebras naturais (Jenks & Caspall, 1971), com o objetivo de potencializar a representação espacial da distribuição dos casos ao longo do território nacional. Foram geradas 5 classes de vulnerabilidade social à COVID-19: muito alta, alta, mediana, baixa e muito baixa; com cores distribuídas entre vermelho escuro (muito alta), laranja (intermediária), e azul (muito baixa).

3. Resultados e discussão

Uma análise simplificada dos dados compilados e apresentados no site da PIE-COVID aponta diferenças significativas na evolução e no impacto da pandemia em nível macrorregional no Brasil. No que concerne à quantidade de óbitos pela doença (em março de 2022) percebe-se que 47,8% deles estiveram concentrados no Sudeste, 19,4% no Nordeste, 15,7% no Sul, 9,5% no Centro-Oeste e 7,5% na região Norte, o que é concordante com a distribuição populacional do país.

No entanto, ao se realizar uma análise em escala de maior detalhe, voltada aos municípios costeiros, na qual são avaliados os aspectos relativos à sua vulnerabilidade, nota-se que a questão econômica e de infraestrutura interfere de forma decisiva na propensão das populações das diferentes regiões e de seus municípios, serem impactadas pela pandemia, alterando a concentração regional identificada.

Dos 443 municípios costeiros, 63 apresentaram alta ou muito alta vulnerabilidade social à COVID-19, o que representa cerca de 14% do total de municípios costeiros do Brasil (Anexo 1 e figura 3). No entanto, esses 63 municípios com muito alta e alta vulnerabilidade social à COVID-19 não se distribuem de maneira homogênea no território brasileiro, estando localizados principalmente nas regiões Norte e Nordeste do país, que concentram juntas 51 dos municípios mais vulneráveis, representando cerca de 80% do total nesta classe de vulnerabilidade. Camocim, no Ceará, apresenta a maior vulnerabilidade dentre os 443 municípios costeiros do Brasil (Anexo 1). Os estados com maior número de municípios costeiros com alta e muito alta vulnerabilidade social são a Bahia e o Rio Grande do Norte, ambos com 11 municípios cada. Merecem destaque os municípios de Pendências, Caiçara do Norte, Tibau e Senador Georgino Avelino, todos do Rio Grande do Norte, ocupando as 2^a, 5^a, 8^a e 10^a colocações no ranking.

Em seguida, o Maranhão apresenta 10 municípios nesta situação, sendo Cururupu, Mirinzal, Guimarães e Central do Maranhão, ocupando as 3^a, 4^a e 9^a colocações respectivamente.

Nota-se que a região Nordeste é a que apresenta a maior proporção (19%) de seus municípios costeiros com vulnerabilidade social muito alta e alta aos efeitos da COVID-19, seguida da região Norte com 12,1% e da região Sul com 10,3%, enquanto na região Sudeste apenas 4,5% dos municípios encontram-se na mesma situação (figura 4).

Além destes, merece destaque ainda na lista dos municípios mais vulneráveis aos impactos da COVID-19 Cananéia e Iguape (6^o e 7^o colocados no ranking), ambos localizados no Vale do Ribeira no estado de São Paulo. A região Norte apresenta 7 municípios com muito alta e alta vulnerabilidade, concentrados principalmente nos estados do Amapá (Oiapoque, Amapá, Cutias e Pracuúba) e do Pará (Primavera, Santa Cruz do Arari e Vigia). Independente da região de localização, estes municípios possuem em comum uma expectativa de vida significativamente menor do que as médias nacionais, com níveis de pobreza expressivamente altos e menor infraestrutura. São as áreas ocupadas sem o planejamento das regiões mais urbanizadas ou locais com predominância de populações rurais, que possuem como características principais o alto número de moradores por domicílio, baixa renda e baixo acesso a serviços de infraestrutura, além de pouca ou nenhuma disponibilidade de leitos de UTI.

Deve-se salientar que as variáveis que mais interferiram na alta vulnerabilidade dos municípios localizados nas regiões norte e nordeste do Brasil foram a renda e o acesso à infraestrutura de saúde, o que vai ao encontro de trabalhos anteriores como os de Pires *et al.* (2020), Lima *et al.* (2020) e FioCruz (2020), que também afirmam que os grupos que vivenciam

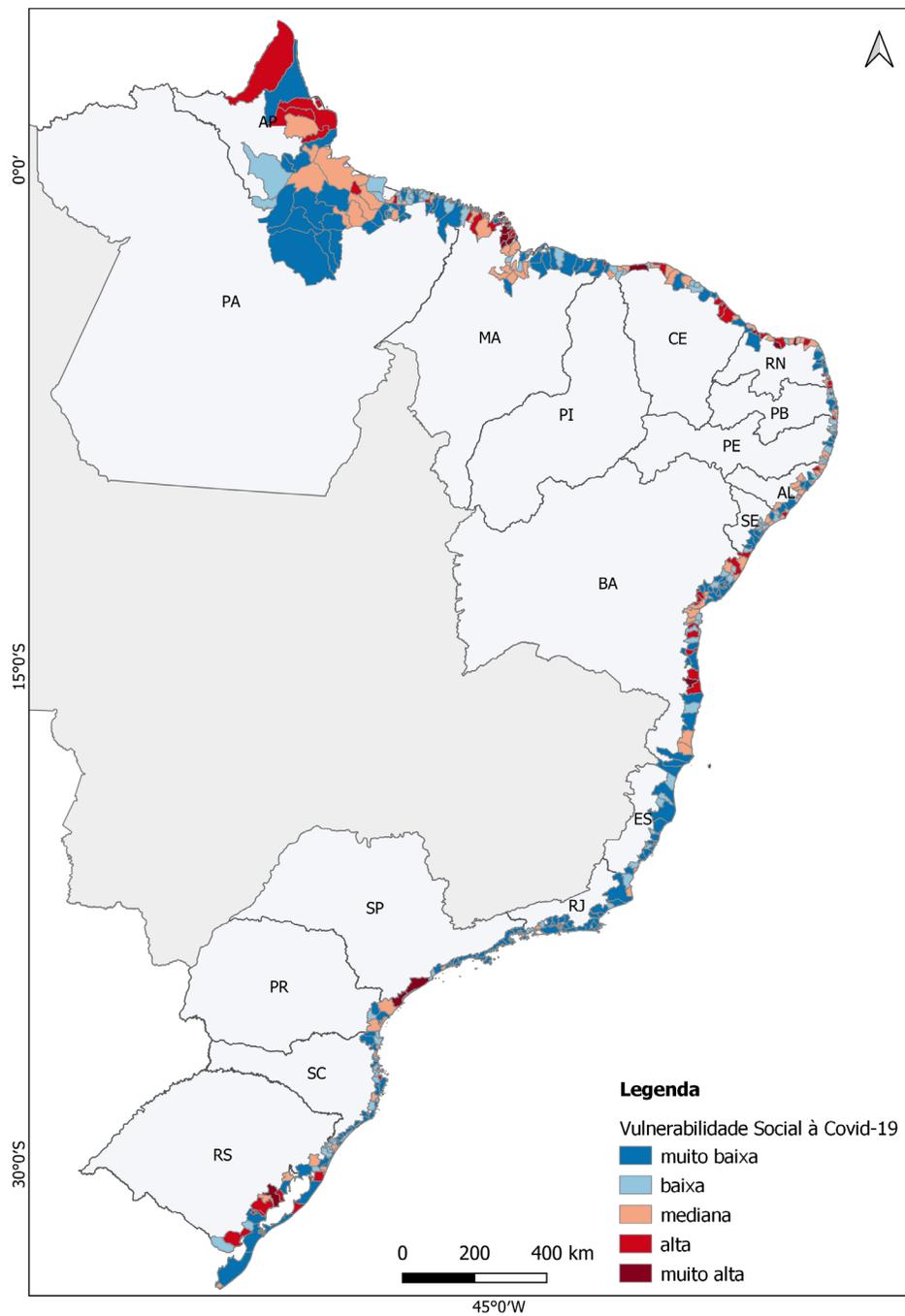


Figura 3. Mapa da Vulnerabilidade Social à COVID-19 (IVS-Cov) dos municípios costeiros do Brasil.
Fonte: elaborada pelos autores, 2022.

Figure 3. Map of Social Vulnerability to COVID-19 (IVS-Cov) of coastal municipalities in Brazil.
Source: Elaborated by the authors, 2022.

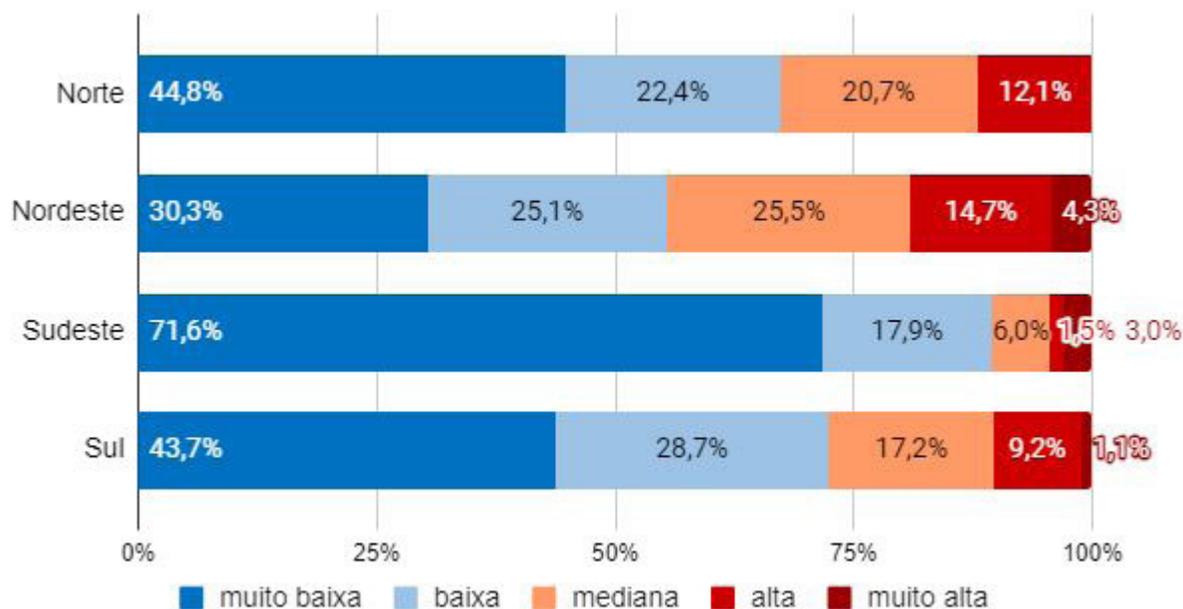


Figura 4. Gráfico de classificação dos municípios costeiros segundo a classe de vulnerabilidade Social à COVID-19 por grande região do Brasil. Fonte: elaborada pelos autores, 2022.

Figure 4. Chart of classification of coastal municipalities according to social vulnerability class to COVID-19 by large region of Brazil. Source: Elaborated by the authors, 2022.

os cotidianos de maior pobreza estão mais vulneráveis à COVID-19. Deve-se ter em consideração que estes grupos são, teoricamente, mais vulneráveis tanto a um maior contágio quanto a uma taxa mais expressiva de mortes pela COVID-19. Tendo em vista que as populações de baixa renda usam com maior frequência o transporte público de massa e possuem maior número de moradores por domicílio, além das dificuldades de manterem o isolamento social devido a suas necessidades de emprego e renda, estão mais expostas à doença, possuindo conseqüentemente um maior número de casos de infecção do que as populações dos estratos de renda superiores. Além disso, a questão econômica interfere também na gravidade da doença, uma vez que os recursos financeiros dão acesso não somente aos serviços médicos usados durante o período de infecção pela doença (como leitos em UTI), mas também a melhores condições de saúde

em geral, relacionadas ao acesso ao sistema de saúde e acompanhamento médico rotineiro, evitando assim comorbidades que podem agravar os sintomas doença, ocasionando a morte (OMS, 2011; Rodrigues *et al.*, 2022).

A região Sul apresenta nove municípios em situação de muito alta e alta vulnerabilidade, todos eles localizados no Rio Grande do Sul, com destaque para Camaquã e Arroio do Padre, nas 13ª e 19ª piores situações do país. A variável que mais influenciou no aumento do índice de vulnerabilidade social à COVID-19 na região Sul foi a dos moradores vulneráveis (com idade acima de 60 anos), o que também vai ao encontro do obtido pelo Instituto Votorantim (2021), por Pires *et al.* 2020 e por Rodrigues *et al.* (2022). Diferentemente da situação socioeconômica e de acesso a infraestrutura, a idade vulnerável influencia menos na exposição ao vírus e mais no risco

de morte associado a complicações da doença. De maneira geral estes municípios do sul do país concentram maiores taxas de população idosa, que adquirem ao longo dos anos comorbidades como diabetes, hipertensão arterial, asma, doença pulmonar, doença cardíaca ou insuficiência renal crônica, todas elas associadas a um maior risco de agravamento do quadro clínico da COVID-19, causando a morte (Fiocruz, 2020). Este resultado está de acordo com o que se encontra apontado no IVM (Índice de Vulnerabilidade Municipal à COVID-19) do Instituto Votorantim (2021), que indica maior concentração de população em idade vulnerável nas regiões sudeste e sul.

Um fato interessante a ser ressaltado e que corrobora a afirmação anterior de que as populações com menor acesso a renda e infraestrutura básica são mais vulneráveis à exposição ao coronavírus e à morte decorrente de seu agravamento é que as capitais apresentam menores índices de vulnerabilidade social quando comparadas aos demais municípios do mesmo estado. Todas as capitais dos municípios costeiros apresentam índice muito baixo de vulnerabilidade social. Estes resultados são concordantes com os dados apresentados pelo Instituto Votorantim (2021) e pelo IPEA (2019), que apontam os maiores Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) nas capitais quando em comparação a cidades médias, pequenas e do interior, já que possuem melhores indicadores sociais, maior desenvolvimento econômico e concentram a infraestrutura de saúde. No entanto, ao realizar uma comparação entre as capitais, percebe-se que aquelas localizadas no norte e nordeste do Brasil, especialmente Macapá (AP), Recife (PE), Fortaleza (CE), João Pessoa (PB) e Natal (RN), apesar terem sido classificadas na classe de vulnerabilidade muito baixa, possuem em geral valores do IVS-Cov acima dos encontrados nas capitais do sul e sudeste, como Vitória (ES) e Florianópolis (SC), reforçando a tendência geral de aumento da vulnerabilidade social

em direção aos estados localizados no norte e nordeste (Anexo 1).

Por fim, cabe ressaltar que os municípios que possuem classes de vulnerabilidade social baixa e muito baixa estão localizados prioritariamente no Sul e Sudeste do país, o que corrobora com pesquisas já citadas que demonstram que a vulnerabilidade social à COVID-19 está diretamente associada aos fatores relacionados ao nível socioeconômico e ao acesso a infraestrutura de saúde de determinada população. Dos dez municípios do país menos vulneráveis socialmente à COVID-19, cinco estão localizados no estado do Rio de Janeiro (Angra dos Reis, Armação de Búzios, Casimiro de Abreu, Macaé e Rio das Ostras); três no estado de Santa Catarina (Itajaí, Joinville e São José) e dois no estado de São Paulo (Bertioga e São Sebastião). Em geral, estas cidades apresentam não somente uma menor concentração populacional e densidades demográficas mais baixas, como também um maior acesso ao sistema de saúde público e melhores indicadores sociais e IDHM (Instituto Votorantim, 2021 e IPEA, 2019).

As medidas de distanciamento social e bloqueio de acesso a praias e equipamentos urbanos voltados ao lazer durante a pandemia amplificou os impactos negativos da doença, sobretudo para os municípios que têm no turismo a base da sua economia (Perillo *et al.*, 2021). O reconhecimento da heterogeneidade identificada na distribuição dos municípios mais vulneráveis, que se concentram no Norte e Nordeste mas se distribuem ao longo de todas as regiões do país, pode ser um elemento eficiente para a proposição de políticas de enfrentamento de crises. Para tal, é necessário que se identifiquem características locais que, complementarmente ao grau de vulnerabilidade calculado, poderão sugerir prioridades de ação. Pode-se considerar, por exemplo: o grau de dependência da economia do município costeiro como provedor de bens e serviços ecossistêmicos; a eventual exis-

tência de um significativo crescimento populacional sazonal; a atratividade de seus recursos paisagísticos e infraestrutura disponível para que para ele capte trabalhadores na modalidade *home-office*; as características de suas praias (largura, extensão, acessos, concentração de equipamentos urbanos, etc.) no favorecimento à concentração de pessoas e consequente fator potencial de contágio.

O cruzamento dos resultados aqui apresentados com essas características poderá fornecer importantes elementos de apoio a políticas públicas voltadas

à gestão costeira, como aquelas que visam garantir a segurança dos usuários em consonância com as medidas sanitárias propostas (Armenio *et al.*, 2021). A complexidade da questão, que é tanto metodológica quanto epistemológica (Perillo *et al.*, 2021), sugere a existência de um amplo campo de pesquisas para a gestão costeira, onde diferentes abordagens podem ser avaliadas teoricamente visando a o bem-estar das populações costeiras, bem com a proposição de estratégias para a gestão de crises responsável e balizada em dados analisados cientificamente.

4. Considerações finais

A contribuição original que o artigo traz para a Gestão Integrada da Zona Costeira é a proposição de uma metodologia para identificação dos municípios mais socialmente vulneráveis à COVID-19 e que possa apoiar a tomada de decisão em futuras crises sanitárias e situações de emergência, por meio da indicação dos setores costeiros prioritários para atuação dos agentes públicos.

A pandemia de COVID-19 está fundada em processos que combinam vetores que atuam nas escalas globais e nacionais, tendendo a afetar os grupos sociais mais pobres. No Brasil, a situação foi agravada pelas intensas desigualdades econômicas, sociais e demográficas existentes no território. A vulnerabilidade social à COVID-19 apresenta grande heterogeneidade no país, com uma tendência geral de aumento em direção aos estados localizados no norte e nordeste, bem como uma redução nos valores de vulnerabilidade nas cidades maiores e de maior desenvolvimento econômico, como as capitais dos estados. Não obstante, em todas as regiões foram identificados municípios com elevados graus de vulnerabilidade social, passíveis de serem fruto de uma análise mais detalhada de suas características com vistas à implementação de ações específicas de gestão.

O Índice de Vulnerabilidade Social à COVID-19 dos municípios costeiros do Brasil desenvolvido neste trabalho obteve resultados robustos e baseados em metodologia facilmente replicável, o que contribui para que ele seja utilizado em diferentes escalas de planejamento. O esquema proposto pode contribuir com subsídios para as diferentes esferas do poder público (federal, estadual e municipal), identificando quais as áreas prioritárias para a proposição de estratégias de mitigação e adaptação a crises sanitárias, como a imposta pelo coronavírus.

A identificação das localidades com maior população vulnerável à crise da COVID-19 é de fundamental importância para nortear a alocação de recursos (financeiros e de pessoal) voltados à proteção da sociedade durante a crise, através do planejamento de aquisição de leitos e equipamentos médicos (ex. Respiradores e EPIs) e da proposição de medidas de isolamento social mais ou menos restritivas de acordo com as características de cada local. Além disso, conhecer a forma com que a vulnerabilidade social se encontra distribuída espacialmente no território nacional é importante para a construção de possíveis cenários pós-crise pandêmica, identificando as áreas que necessitam de uma maior atenção por parte do

poder público para promover ações de equidade social que minimizem os impactos às populações em futuras epidemias.

Como proposta de continuidade desta pesquisa espera-se analisar correlações espaciais entre as taxas de contaminação e óbitos em decorrência da pandemia

e o IVS-Cost aqui proposto. Com isso será possível determinar se os indicadores de vulnerabilidade selecionados efetivamente são representativos da maior propensão das populações ali localizadas serem impactadas por pandemias como a de COVID-19.

5. Referências

- Anselin, L.; Syabri, I.; Kho, Y. 2006. Geoda: An introduction to Spatial Data Analysis. *Geographical Analysis, The Ohio State University*; 38: 5-22. https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7_5
- Armenio, E.; Mossa, M.; Petrillo, A. F. 2021. Coastal vulnerability analysis to support strategies for tackling COVID-19 infection. *Ocean and Coastal Management*, 211: 105731. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2021.105731>
- Bailey, T.C. 2001. Spatial statistical methods in health. *Caderno de Saúde Pública*, Rio de Janeiro, 17(5),1083-1098. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2001000500011>
- Bailey, T. C.; Gatrell, A. C. 1996. Interactive spatial data analysis. In *Interactive spatial data analysis. Social Science & Medicine*, 42,(6): 843-855. [https://doi.org/10.1016/0277-9536\(95\)00183-2](https://doi.org/10.1016/0277-9536(95)00183-2)
- Brasil. 2003. Lei nº10.741, de 1º de outubro de 2003. Estatuto do Idoso. Artigo 1º. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2003/l10.741.htm Acesso em junho de 2021.
- Brasil. 2007. Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública. Série B. Textos Básicos de Saúde, Série Capacitação e Atualização em Geoprocessamento em Saúde, Ministério da Saúde, Brasília, 120 p. <https://ares.unasus.gov.br/acervo/handle/ARES/1199>
- Brasil.IO. 2021. Boletins epidemiológicos da COVID-19 por município por dia. Disponível em: <https://brasil.io/dataset/covid19/>
- Carvalho M.s.; Souza-Santos, R. 2005. Análise de dados espaciais em saúde pública: métodos, problemas, perspectivas. *Cadernos de saúde pública, Ministério da Saúde, Fundação Oswaldo Cruz, Escola Nacional de Saúde Pública, Rio de Janeiro*, 21(2): 361-378. <https://www.arca.fiocruz.br/handle/icict/20892>
- CDC- Centers For Disease Control And Prevention. 2006. National Strategy for Pandemic Influenza. Implementation Plan, Homeland Security Council, Washington, USA, 41p. <https://2001-2009.state.gov/g/avianflu/88567.htm#>
- DATASUS. 2021. Informações de saúde dos municípios brasileiros. Ministério da Saúde. Disponível em: <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/>. Acesso em junho de 2021.
- Dos Santos, J. P. C.; Siqueira, A. S. P.; Praça, H. L. F.; Albuquerque, H. G. 202). Vulnerabilidade a formas graves de COVID-19: uma análise intramunicipal na cidade do Rio de Janeiro, Brasil. *Cadernos de Saúde Pública*, 36(5): 1-12. <http://dx.doi.org/10.1590/0102-311X00075720>
- Fernandez-Gonzalez, R.; Perez-Perez, M.; Herves-Estevez, J.; Garza-Gil, M. D. 2022. Socio-economic impact of Covid-19 on the fishing sector: A case study of a region highly dependent on fishing in Spain. *Ocean and Coastal Management*, 221: 106131. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2022.106131>
- FIOCRUZ - Fundação Oswaldo Cruz. 2020. A gestão de riscos e governança na pandemia por Covid-19 no Brasil: análise dos decretos estaduais no primeiro mês. Relatório Técnico e Sumário Executivo. Rio de Janeiro: Fiocruz/ENSP/CEPEDES, 78 p. <https://www.arca.fiocruz.br/handle/icict/41452>
- Giuliani, D.; Dickson, M. M.; Espa, G.; Santi, F. 2020. Modelling and predicting the spatio-temporal spread of Coronavirus disease 2019 (COVID-19) in Italy. *The Lancet*, Preprint, 2020. Disponível em SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3559569>
- Gomes, A.L.B.B. 2018. Desafios metodológicos da análise espacial aplicada à investigação de surtos epidêmicos. [Tese de Doutorado em Epidemiologia em

- Saúde Pública]. Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, Fundação Oswaldo Cruz, 106p., Rio de Janeiro. <https://www.arca.fiocruz.br/handle/icict/46209>
- Gornitz, V. 1991. Global coastal hazards from future sea level rise. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, 89(4): 379-398. [https://doi.org/10.1016/0921-8181\(91\)90118-G](https://doi.org/10.1016/0921-8181(91)90118-G)
- IBAMA - Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e Dos Recursos Naturais Renováveis. 2020. Relatório de qualidade do meio ambiente - RQMA Brasil 2020. Hanry Alves Coelho, Andrea Alimandro Corrêa (coordenação). Brasília, DF: IBAMA, 52 p. ISBN 978-65-5799-031-5 (on-line)
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2010. Censo Demográfico 2010. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br>
- Instituto Votorantim. 2021. Índice de Vulnerabilidade Municipal à COVID-19 (IVM). <https://instituto-votorantim.org.br/ivm/>
- IPEA, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. 2019. Radar IDHM: evolução do IDHM e de seus índices componentes no período de 2012 a 2017. Brasília, Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), Fundação João Pinheiro (FJP). <http://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/9150>
- Jenks, G. F.; Caspall, F. C. 1971. Error on choroplethic maps: definition, measurement, reduction. *Annals of the Association of American Geographers*, 61(2):217-244, 1971. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.1971.tb00779.x>
- Le Berre, I. 2021. Occupation et usage du littoral: évolution, déterminants, conséquences. [Habilitation à Diriger des Recherches]. Volume 1: bilan scientifique et perspectives de recherche. Université de Bretagne Occidentale, École Doctorale des Sciences de la mer et du littoral, Brest, 210 p. Disponível em: <https://halshs.archives-ouvertes.fr/tel-03508913/document>
- Lima, C.o.; Bonetti, J. 2020. Bibliometric analysis of the scientific production on coastal communities' social vulnerability to climate change and to the impact of extreme events. *Natural Hazards*, 102(3):1589-1610. <http://doi.org/10.1007/s11069-020-03974-1>
- Lima, J. C.; Rangel, F.; Pires, A. S. 2020. Combate à COVID-19 e a falácia da política economicista. *Revista de Sociologia da UFSCAR, Boletim Coletivo*, Sessão Especial: Sociologia na Pandemia, v.10, n.1, PPGS/UFSCar. <https://www.contemporanea.ufscar.br/index.php/contemporanea/article/view/935>
- Lin, M.; Beliaevsky, A.; Katz, K.; Powis, J.e.; Ng W.; Williams, V; Science, M.; Groves, H.; Muller, M.p.; Vaisman, A.; Hota, S.; Johnstone, J.; Leis, J.A. 2020. What can early Canadian experience screening for COVID-19 teach us about how to prepare for a pandemic? *Canadian Medical Association Journal*, 192(12): E314-E8. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7101177/>
- Lins-de-Barros, F. M. 2017. Integrated coastal vulnerability assessment : A methodology for coastal cities management integrating socioeconomic, physical and environmental dimensions - Case study of Regiao dos Lagos, Rio de Janeiro, Brazil. *Ocean and Coastal Management*, 1(149): 1-11: <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2017.09.007>
- MMA - Ministério do Meio Ambiente. 2008. Macro Diagnóstico da Zona Costeira e Marinha do Brasil. Brasília. MMA/ICMBIO [s. n.], 242p. https://gaigerco.furg.br/images/Arquivos-PDF/MDZC__Biodiversidade.pdf
- MMA - Ministério do Meio Ambiente. 2021. Atualização da listagem completa dos municípios costeiros do Brasil. Portaria MMA nº457 de 19 de outubro de 2021. https://www.icmbio.gov.br/cepsul/images/stories/legislacao/Portaria/P_mma_457_2021_divulga_atos_normativos_inferiores_decreto_vigentes.pdf
- Nguyen, T.t.x.; Bonetti, J.; Rogers, K.; Woodroffe, C.d. 2016. Indicator-based assessment of climate-change impacts on coasts: a review of concepts, approaches and vulnerability indices. *Ocean and Coastal Management*, 123:18-43. ISSN: 0964-5691. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2015.11.022>
- OMS - Organização Mundial da Saúde. 2011. Declaração Política do Rio sobre Determinantes Sociais da Saúde. World Conference on Social Determinants of Health, Rio de Janeiro. <https://dss-br.ensp.fiocruz.br/wp-content/uploads/2020/11/Declaracao%20A7%C3%A3o-Pol%C3%ADtica-do-Rio-PT.pdf>
- OMS - Organização Mundial da Saúde. 2020. Corona virus disease (COVID-19): situation report 163. [https:// apps.who.int/iris/handle/10665/332971](https://apps.who.int/iris/handle/10665/332971)

- OMS - Organização Mundial da Saúde. 2022. WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard. Disponível em <https://covid19.who.int/>. Acesso em julho de 2022.
- Perillo, G.m.e.; Botero, C.m.; Milanes, C.b.; Elliff, C.i.; Cervantes, O.; Zielinski, S.; Bombana, B.; Glavovic, B.c. (2021). Integrated coastal zone management in the context of COVID-19. *Ocean and Coastal Management*, 210: 105687. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2021.105687>
- Pires, L.I.; Carvalho, L.; Xavier, L.I. 2020 COVID-19 e desigualdade: a distribuição dos fatores de risco no Brasil. Experiment Findings, *Revista Brasileira de Epidemiologia*. <https://doi.org/10.1590/1980-549720200095>
- PNUD - Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. 2019. Relatório do Desenvolvimento Humano 2019: além do rendimento, além das médias, além do presente: Desigualdades no desenvolvimento humano no século XXI. 1 UN Plaza, New York, NY 10017 USA. <https://www.undp.org/pt/brazil/publications/relat%C3%B3rio-do-desenvolvimento-humano-2019>
- Rasmussen, S.a.; Smulian, J.c. 2020. Redefining vulnerability in the era of COVID-19. *The Lancet*, v.395, 10230, P1089(April), 4-10. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30757-1](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30757-1)
- R Core Team. (2021). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.
- Rodrigues, W.; Da Costa F.h.; Trevisan, D.m.dq.; Prata, D.; Reis, G.r.; Resende, R.a. 2022. Social, Economic, and Regional Determinants of Mortality in Hospitalized Patients With COVID-19 in Brazil. *Frontiers in Public Health*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.856137>
- Werneck, G. 2020. Como se dará a evolução de Covid-19 na população que vive em condições precárias. Entrevista cedida ao Instituto Humanitas da UNISINUS, 2020. <http://www.ihu.unisinos.br/597542-como-se-dara-a-evolucao-de-covid-19-na-populacao-que-vive-em-condicoes-precarias-entrevista-especial-com-guilherme-werneck-2>
- Werneck G.I.; Struchiner C.J. (1997). Estudos de agregados de doenças no espaço-tempo: conceitos, técnicas e desafios. *Cadernos de Saúde Pública*, 13(4): 611-624. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X1997000400005>
- Zhou, C.; Su F.; Pei, T.; Zhang, A.; Du, Y.; Luo, B.; Cao, Z.; Wang, J.; Yuan, W.; Zhu, Y.; Song, C.; Chen, J.; Xu, J.; Li, F.; Ma, T.; Jiang, L.; Yan, F.; Yi, J.; Hu Y.; Liao, Y.; Xiao, H.I. 2020. COVID-19: Challenges to GIS with Big Data. *Geography and Sustainability*, 1(1): 77-87. <https://doi.org/10.1016/j.geosus.2020.03.005>
- Zhou, X.; Jing, D.; Dai, L.; Wang, Y.; Guo, S.; Hu, H. 2022. Evaluating the economic impacts of COVID-19 pandemic on shipping and port industry: A case study of the port of Shanghai. *Ocean and Coastal Management*, 230: 106339. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2022.106339>
- Zielinski, S.; Botero, C.M. 2020. Beach Tourism in Times of COVID-19 Pandemic: Critical Issues, Knowledge Gaps and Research Opportunities. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(19): 7288. <https://doi.org/10.3390/ijerph17197288>

Anexo 1

Posição Ranking	Município	Sigla UF	Sigla Região	Renda	Dens.Pop	% Urbanização	% Idosos	Leitos UTI	Distância Leito	Dependência SUS	IVS-COV
1	CAMOCIM	CE	NE	1	5	4	2	5	5	4	23,9046
2	PENDENCIAS	RN	NE	1	4	4	3	5	4	4	23,4216
3	CURURUPU	MA	NE	1	5	3	2	5	5	5	23,1455
4	MIRINZAL	MA	NE	1	5	4	3	5	5	5	23,1455
5	CAIÇARA DO NORTE	RN	NE	1	5	5	2	5	5	5	23,1455
6	CANANEIA	SP	SE	1	5	4	3	5	4	3	22,6779
7	IGUAPE	SP	SE	1	3	4	5	5	4	3	22,6779
8	TIBAU	RN	NE	1	4	4	2	5	5	4	21,3809
9	GUIMARÃES	MA	NE	1	4	2	3	5	5	5	20,702
10	SENADOR GEORGINO AVELINO	RN	NE	1	4	5	2	5	3	5	20,702
11	SANTA LUZIA	BA	NE	1	3	3	3	5	5	4	19,6396
12	CENTRAL DO MARANHÃO	MA	NE	1	5	2	2	5	5	5	18,8982
13	CAMAQUÁ	RS	S	1	3	4	4	5	5	2	18,5164
14	ILHA DAS FLORES	SE	NE	1	5	3	2	5	3	5	17,9284
15	SERRANO DO MARANHÃO	MA	NE	1	5	1	1	5	5	1	17,85
16	CANAVIEIRAS	BA	NE	1	3	4	3	5	3	4	17,5662
17	BACURI	MA	NE	1	5	2	2	5	4	5	16,9031
18	VILA FLOR	RN	NE	1	5	5	1	5	4	4	16,9031
19	ARROIO DO PADRE	RS	S	1	5	1	5	5	4	4	16,9031
20	ARATUIPE	BA	NE	1	4	3	2	5	4	4	16,5616
21	BEBERIBE	CE	NE	1	4	4	3	5	4	4	16,5616
22	CASCADEL	CE	NE	1	4	4	2	5	4	3	16,5616
23	AREIA BRANCA	RN	NE	1	4	4	3	5	4	2	16,5616
24	GROSSOS	RN	NE	1	3	4	2	5	4	4	16,5616
25	JANDAIRA	BA	NE	1	5	3	1	5	5	5	16,3663
26	CÂNDIDO MENDES	MA	NE	1	5	3	1	5	5	5	16,3663
27	ARROIO GRANDE	RS	S	1	1	5	5	5	5	3	16,3663
28	PALMARES DO SUL	RS	S	1	1	5	5	5	5	3	16,3663
29	PRIMAVERA	PA	N	1	5	3	2	5	3	4	16,0357
30	URUÇUCA	BA	NE	1	3	4	3	5	3	3	15,2128
31	PINDORETAMA	CE	NE	1	4	3	3	5	3	3	15,2128
32	ITUBERA	BA	NE	1	4	4	1	5	5	4	15,1186
33	ACARAÚ	CE	NE	1	5	2	2	5	4	4	15,1186
34	AQUIRAZ	CE	NE	1	4	5	2	5	4	2	15,1186
35	MACAÚ	RN	NE	1	4	4	2	5	5	2	15,1186

36	OIAPOQUE	AP	N	1	1	5	3	1	5	5	4	14,6385
37	ESPLANADA	BA	NE	1	5	5	4	1	5	5	4	14,6385
38	LUIS DOMINGUES	MA	NE	1	5	5	4	1	5	3	5	14,6385
39	PORTO RICO DO MARANHÃO	MA	NE	1	4	4	1	3	5	5	5	14,6385
40	MATARACA	PB	NE	1	5	5	5	5	5	4	3	14,6385
41	ILHA GRANDE	PI	NE	1	5	5	4	3	5	1	5	14,6385
42	BAIA FORMOSA	RN	NE	1	5	5	4	1	5	5	3	14,6385
43	SÃO MIGUEL DO GOSTOSO	RN	NE	1	5	5	2	2	5	5	3	14,6385
44	SÃO LOURENÇO DO SUL	RS	S	1	3	3	2	2	5	5	2	14,6385
45	TURUÇU	RS	S	1	3	3	1	5	5	5	4	14,6385
46	ILHA COMPRIDA	SP	SE	1	1	5	5	5	5	4	3	14,6385
47	RIÇAUBUÇU	AL	NE	1	4	4	3	2	5	3	4	14,3427
48	MARAGOGIPE	BA	NE	1	4	4	3	2	5	3	4	14,3427
49	NAZARÉ	BA	NE	1	3	3	4	2	5	4	3	14,3427
50	UNA	BA	NE	1	3	3	3	2	5	5	3	13,8873
51	ARÉS	RN	NE	1	5	5	3	2	5	3	3	13,8873
52	AMAPÁ	AP	N	1	5	5	5	1	5	5	2	13,3631
53	CUTIAS	AP	N	1	5	5	2	1	5	5	5	13,3631
54	PRACUJUBA	AP	N	1	5	5	2	1	5	5	5	13,3631
55	CAMAMU	BA	NE	1	5	5	2	1	5	5	5	13,3631
56	CEDRAL	MA	NE	1	5	5	1	2	5	5	5	13,3631
57	SANTA CRUZ DO APARÍ	PA	N	1	5	5	2	1	5	5	5	13,3631
58	PORTO CALVO	AL	NE	1	5	5	4	1	5	4	3	13,0931
59	VIGIA	PA	N	1	5	5	3	1	5	4	4	13,0931
60	CAAPORÃ	PB	NE	1	4	4	5	1	5	4	3	13,0931
61	ARAMBARÉ	RS	S	1	1	1	4	5	5	4	3	13,0931
62	TAVARES	RS	S	1	1	1	3	5	5	4	4	13,0931
63	GOVERNADOR CELSO RAMOS	SC	S	1	2	5	5	3	5	4	2	13,0931
64	PARIPUEIRA	AL	NE	1	5	5	5	1	5	3	3	12,6773
65	LUCENA	PB	NE	1	5	5	5	1	5	3	3	12,6773
66	CAJUEIRO DA PRAIA	PI	NE	1	5	5	1	3	5	3	5	12,6773
67	SÃO BENTO DO NORTE	RN	NE	1	5	5	1	3	5	5	3	12,6773
68	TARTARUGALZINHO	AP	N	1	5	5	2	1	5	5	4	11,9523
69	CONDE	BA	NE	1	5	5	2	1	5	5	4	11,9523
70	TAPEROÁ	BA	NE	1	4	4	2	1	5	5	5	11,9523
71	ITAREMA	CE	NE	1	5	5	2	1	5	4	5	11,9523
72	ANAJATUBA	MA	NE	1	5	5	1	2	5	4	5	11,9523
73	CAJAPIÓ	MA	NE	1	5	5	1	2	5	4	5	11,9523

74	SÃO JOÃO BATISTA	MA	NE	1	5	1	2	5	4	5	11,9523
75	COLARES	PA	N	1	5	1	2	5	4	5	11,9523
76	PONTA DE PEDRAS	PA	N	2	5	2	1	5	4	5	11,9523
77	SÃO SEBASTIÃO DA BOA VISTA	PA	N	1	5	2	1	5	4	5	11,9523
78	TERRA ALTA	PA	N	1	5	1	2	5	4	5	11,9523
79	SIRINHAÉM	PE	NE	1	5	2	1	5	4	5	11,9523
80	BOM PRINCÍPIO DO PIAUÍ	PI	NE	1	5	1	2	5	4	5	11,9523
81	ARROIO DO SAL	RS	S	1	1	5	5	5	4	2	11,9523
82	BALNEÁRIO PINHAL	RS	S	1	1	5	5	5	4	2	11,9523
83	BALNEÁRIO BARRA DO SUL	SC	S	1	1	5	5	5	4	2	11,9523
84	FELIZ DESERTO	AL	NE	1	4	4	1	5	3	4	11,7108
85	ALCOBAÇA	BA	NE	1	4	2	2	5	4	3	11,7108
86	SALINAS DA MARGARIDA	BA	NE	1	4	2	2	5	3	4	11,7108
87	CRUZ	CE	NE	1	4	2	2	5	3	4	11,7108
88	MARATAIZES	ES	SE	1	2	4	3	5	4	2	11,7108
89	PAULO LOPES	SC	S	1	2	3	4	5	4	2	11,7108
90	MURICI	AL	NE	1	5	4	1	5	3	3	11,3389
91	ENTRE RIOS	BA	NE	1	4	3	1	5	5	3	11,3389
92	SAUBARA	BA	NE	1	1	5	3	5	3	4	11,3389
93	VALENÇA	BA	NE	1	3	4	1	5	5	3	11,3389
94	BEQUIMÃO	MA	NE	1	4	1	3	5	3	5	11,3389
95	ILHA DE ITAMARACA	PE	NE	1	2	5	2	5	3	3	11,3389
96	RIO FORMOSO	PE	NE	1	5	3	1	5	3	4	11,3389
97	CANGUARETAMA	RN	NE	1	5	3	1	5	4	3	11,3389
98	CHUI	RS	S	1	1	5	3	5	3	4	11,3389
99	JAPARATINGA	AL	NE	1	5	2	1	5	4	4	10,6904
100	PORTO DE PEDRAS	AL	NE	1	5	2	1	5	4	4	10,6904
101	JAGUARIBE	BA	NE	1	4	1	2	5	4	5	10,6904
102	PRADO	BA	NE	1	4	2	1	5	5	4	10,6904
103	AMONTADA	CE	NE	1	5	1	2	5	4	4	10,6904
104	ICAPUI	CE	NE	1	4	1	2	5	5	4	10,6904
105	TRAIRI	CE	NE	1	5	1	2	5	4	4	10,6904
106	SANTA RITA	MA	NE	1	5	2	1	5	4	4	10,6904
107	VIANA	MA	NE	1	5	2	1	5	4	4	10,6904
108	GALINHOS	RN	NE	1	4	2	1	5	5	4	10,6904
109	BARRA VELHA	SC	S	1	2	5	4	5	4	1	10,6904
110	COQUEIRO SECO	AL	NE	1	5	5	2	5	1	3	10,351
111	IGREJA NOVA	AL	NE	1	5	1	2	5	3	5	10,351

112	MARECHAL DEODORO	AL	NE	1	5	5	1	5	3	2	10,351
113	PILAR	AL	NE	1	5	5	1	5	3	2	10,351
114	BARROQUINHA	CE	NE	1	5	3	2	5	1	5	10,351
115	ÁGUA DOCE DO MARANHÃO	MA	NE	1	5	1	2	5	3	5	10,351
116	QUATIPURU	PA	N	1	5	5	2	5	3	5	10,351
117	PEDRA GRANDE	RN	NE	1	5	1	2	5	5	3	10,351
118	TOUROS	RN	NE	1	5	1	2	5	5	3	10,351
119	CIDREIRA	RS	S	1	1	5	5	5	3	2	10,351
120	CRISTAL	RS	S	1	1	2	5	5	5	3	10,351
121	MONGAGUÁ	SP	SE	1	2	5	5	5	3	1	10,351
122	FORTIM	CE	NE	1	4	3	3	5	4	10,1419	
123	SANTA ISABEL DO PARA	PA	N	1	4	4	1	5	3	3	10,1419
124	PITIMBU	PB	NE	1	4	3	1	5	4	3	10,1419
125	GUARAQUEÇABA	PR	S	1	3	1	3	5	4	4	10,1419
126	TRÊS CACHOEIRAS	RS	S	1	1	4	4	5	3	3	10,1419
127	JAPARATUBA	SE	NE	1	4	2	2	5	3	3	10,1419
128	PIRAMBU	SE	NE	1	4	3	1	5	4	3	10,1419
129	MARAGOGI	AL	NE	1	5	3	1	5	3	3	9,81981
130	RAPOSA	MA	NE	1	5	3	1	5	3	3	9,81981
131	ROSÁRIO	MA	NE	1	5	3	1	5	3	3	9,81981
132	CONDE	PB	NE	1	5	3	1	5	3	3	9,81981
133	SÃO JOÃO DA BARRA	RJ	SE	1	1	4	4	5	4	2	9,56183
134	PORTO DO MANGUE	RN	NE	1	4	2	1	5	4	4	9,56183
135	ROTEIRO	AL	NE	1	5	5	1	5	1	5	9,44911
136	ITAUBAL	AP	N	1	5	1	1	5	5	5	9,44911
137	TURIAÇU	MA	NE	1	5	1	1	5	5	5	9,44911
138	AFUA	PA	N	1	5	1	1	5	5	5	9,44911
139	CACHOEIRA DO ARARI	PA	N	1	5	1	1	5	5	5	9,44911
140	CHAVES	PA	N	1	5	1	1	5	5	5	9,44911
141	MUANÁ	PA	N	1	5	1	1	5	5	5	9,44911
142	ATALAIA	AL	NE	1	5	2	1	5	3	4	9,2582
143	BARRA DE SÃO MIGUEL	AL	NE	1	4	5	1	5	3	2	9,2582
144	ALCANTARA	MA	NE	1	4	1	2	5	3	5	9,2582
145	GODOFREDO VIANA	MA	NE	1	5	3	1	5	4	2	9,2582
146	GUARATUBA	PR	S	1	1	5	3	5	4	2	9,2582
147	MATINHOS	PR	S	1	1	5	3	5	4	2	9,2582
148	PONTAL DO PARANÁ	PR	S	1	1	5	4	5	3	2	9,2582
149	ITAGUAÍ	RJ	SE	1	3	5	2	5	4	1	9,2582

150	BARRA DO RIBEIRO	RS	S	1	1	4	5	5	3	2	9,2582
151	SANTO ANTÔNIO DA PATRULHA	RS	S	1	1	3	5	5	4	2	9,2582
152	BREJO GRANDE	SE	NE	1	4	2	1	5	3	5	9,2582
153	ALHANDRA	PB	NE	1	4	3	1	5	3	3	8,7831
154	BARRA DE SANTO ANTÔNIO	AL	NE	1	5	5	1	5	1	4	8,45154
155	CAIRU	BA	NE	1	2	2	1	5	5	5	8,45154
156	IGRAPIUNA	BA	NE	1	5	1	1	5	5	4	8,45154
157	NILO PEÇANHA	BA	NE	1	4	1	1	5	5	5	8,45154
158	MAGALHÃES BARATA	PA	N	1	5	2	2	5	1	5	8,45154
159	FERNANDO DE NORONHA	PE	NE	1	4	5	1	5	5	1	8,45154
160	RIO DO FOGO	RN	NE	1	5	1	1	5	5	4	8,45154
161	TRÊS FORQUILHAS	RS	S	1	1	1	5	5	4	5	8,45154
162	ITAPOÁ	SC	S	1	1	5	5	5	4	1	8,45154
163	INDIAROBA	SE	NE	1	5	1	1	5	4	5	8,45154
164	PERUIBE	SP	SE	1	1	5	5	5	4	1	8,45154
165	ITAPEMIRIM	ES	SE	1	2	3	2	5	4	2	8,28079
166	GOIANA	PE	NE	1	4	4	2	5	3	1	8,28079
167	ITAPISSUMA	PE	NE	1	4	4	1	5	3	2	8,28079
168	CARAPEBUS	RJ	SE	1	2	4	2	5	3	2	8,28079
169	GAROPABA	SC	S	1	1	4	3	5	4	2	8,28079
170	ARAÇAS	BA	NE	1	5	2	1	5	3	3	8,01784
171	SÃO FRANCISCO DE ITABAPOANA	RJ	SE	1	1	2	3	5	5	3	8,01784
172	SÃO FRANCISCO DO SUL	SC	S	1	2	5	3	5	3	1	8,01784
173	SANTA CRUZ CABRALIA	BA	NE	1	3	3	1	5	3	3	7,60639
174	GENERAL MAYNARD	SE	NE	1	3	3	1	5	3	3	7,60639
175	JIJOCA DE JERICOACOARA	CE	NE	1	4	1	1	5	5	4	7,55929
176	BAIA DA TRAIÇÃO	PB	NE	1	5	1	1	5	4	4	7,55929
177	TAMANDARÉ	PE	NE	1	5	4	1	5	1	4	7,55929
178	LUÍS CORREIA	PI	NE	1	5	2	2	5	1	4	7,55929
179	ITATI	RS	S	1	1	1	5	5	4	4	7,55929
180	MAMPITUBA	RS	S	1	1	1	4	5	4	5	7,55929
181	JEQUIÁ DA PRAIA	AL	NE	1	5	1	1	5	3	5	7,31925
182	MESSIAS	AL	NE	1	5	5	1	5	1	3	7,31925
183	CARDEAL DA SILVA	BA	NE	1	5	1	1	5	5	3	7,31925
184	BACURITUBA	MA	NE	1	5	1	3	5	1	5	7,31925
185	SANTO AMARO DO MARANHÃO	MA	NE	1	5	1	1	5	3	5	7,31925
186	SANTARÉM NOVO	PA	N	1	5	1	1	5	3	5	7,31925
187	SÃO CAETANO DE ODIVELAS	PA	N	1	5	1	1	5	3	5	7,31925

188	SÃO MIGUEL DOS MILAGRES	AL	NE	1	1	4	1	2	5	3	3	7,17137
189	SÃO SEBASTIÃO DO PASSÉ	BA	NE	1	1	3	4	1	5	3	3	7,17137
190	SÃO GONÇALO DO AMARANTE	CE	NE	1	1	4	3	2	5	3	1	7,17137
191	CONCEIÇÃO DA BARRA	ES	SE	1	1	3	4	1	5	3	2	7,17137
192	FUNDÃO	ES	SE	1	1	2	4	3	5	3	1	7,17137
193	JAGUARE	ES	SE	1	1	3	3	1	5	4	2	7,17137
194	RIO TINTO	PB	NE	1	1	4	2	3	5	1	3	7,17137
195	TIBAU DO SUL	RN	NE	1	1	4	3	1	5	3	2	7,17137
196	TERRA DE AREIA	RS	S	1	1	1	2	4	5	3	3	7,17137
197	ROSÁRIO DO CATETE	SE	NE	1	1	4	3	1	5	3	2	7,17137
198	PARAIPABA	CE	NE	1	1	4	2	2	5	1	4	6,76123
199	SÃO JOSÉ DA COROA GRANDE	PE	NE	1	1	4	4	1	5	1	4	6,76123
200	CAPIVARI DO SUL	RS	S	1	1	1	4	2	5	4	2	6,76123
201	TIJUCAS	SC	S	1	1	2	4	2	5	4	1	6,76123
202	VITÓRIA DO JARI	AP	N	1	1	5	4	1	5	1	3	6,54654
203	ITAPARICA	BA	NE	1	1	2	5	2	5	1	3	6,54654
204	MARAU	BA	NE	1	1	4	1	1	5	3	5	6,54654
205	EUSEBIO	CE	NE	1	1	4	5	1	5	3	1	6,54654
206	BACABEIRA	MA	NE	1	1	5	1	1	5	4	3	6,54654
207	BAYEUX	PB	NE	1	1	4	5	1	5	1	3	6,54654
208	MANGARATIBA	RJ	SE	1	1	1	5	3	5	4	1	6,54654
209	MAXARANGUAPE	RN	NE	1	1	5	1	1	5	3	4	6,54654
210	MAQUINÉ	RS	S	1	1	1	1	5	5	3	4	6,54654
211	MORRINHOS DO SUL	RS	S	1	1	1	1	5	5	3	4	6,54654
212	BOMBINHAS	SC	S	1	1	1	5	2	5	3	2	6,54654
213	IMARUJ	SC	S	1	1	1	1	5	5	3	4	6,54654
214	PORTO BELO	SC	S	1	1	1	5	2	5	3	2	6,54654
215	SOORETAMA	ES	SE	1	1	3	3	1	5	3	2	6,21059
216	SANTA LUZIA DO NORTE	AL	NE	1	1	5	5	1	5	1	2	5,97614
217	MAZAGÃO	AP	N	1	1	5	2	1	5	1	5	5,97614
218	AXIXÁ	MA	NE	1	1	5	1	2	5	1	5	5,97614
219	AUGUSTO CORRÊA	PA	N	1	1	5	2	1	5	1	5	5,97614
220	SÃO JOÃO DA PONTA	PA	N	1	1	5	1	2	5	1	5	5,97614
221	IGUABA GRANDE	RJ	SE	1	1	2	5	5	5	1	1	5,97614
222	GUAMARÉ	RN	NE	1	1	5	1	1	5	5	2	5,97614
223	IMBÉ	RS	S	1	1	1	5	5	5	1	2	5,97614
224	BALNEÁRIO ARROIO DO SILVA	SC	S	1	1	1	5	5	5	1	2	5,97614
225	ITANAGRA	BA	NE	1	1	3	1	1	5	4	4	5,8554

226	MORRETES	PR	S	1	3	2	4	5	1	2	5,8554
227	SEROPÉDICA	RJ	SE	1	2	4	2	5	3	1	5,8554
228	CARMÓPOLIS	SE	NE	1	4	4	1	5	3	1	5,8554
229	NEÓPOLIS	SE	NE	1	4	2	2	5	1	3	5,8554
230	VIANA	ES	SE	1	3	5	1	5	3	1	5,66947
231	SANTA BARBARA DO PARA	PA	N	1	5	1	1	5	3	3	5,66947
232	CABEDELO	PB	NE	1	3	5	1	5	3	1	5,66947
233	CAPA DO LEÃO	RS	S	1	5	5	3	5	1	3	5,66947
234	PENHA	SC	S	1	1	5	3	5	3	1	5,66947
235	BALNEÁRIO PIÇARRAS	SC	S	1	1	5	3	5	3	1	5,66947
236	PACATUBA	SE	NE	1	5	1	1	5	3	3	5,66947
237	PASSO DE CAMARAGIBE	AL	NE	1	5	2	1	5	1	4	5,34522
238	CHAVAL	CE	NE	1	5	4	2	1	1	5	5,34522
239	CARUTAPERA	MA	NE	1	5	4	1	2	1	5	5,34522
240	PAÇO DO LUMIAR	MA	NE	1	5	4	1	5	1	2	5,34522
241	MARAPANIM	PA	N	1	5	2	2	2	1	5	5,34522
242	SALINÓPOLIS	PA	N	1	5	5	1	2	1	4	5,34522
243	SÃO JOÃO DE PIRABAS	PA	N	1	5	2	2	2	1	5	5,34522
244	SOURÉ	PA	N	1	5	5	1	2	1	4	5,34522
245	BALNEÁRIO GAIVOTA	SC	S	1	1	4	5	5	1	2	5,34522
246	LARANJEIRAS	SE	NE	1	5	4	1	5	1	2	5,34522
247	NOSSA SENHORA DO SOCORRO	SE	NE	1	4	5	1	5	1	2	5,34522
248	SANTO AMARO DAS BROTAS	SE	NE	1	4	3	1	5	1	3	5,07093
249	BARREIROS	PE	NE	1	5	4	2	1	1	4	4,78091
250	IPOJUCA	PE	NE	1	4	4	1	5	1	2	4,78091
251	DIVINA PASTORA	SE	NE	1	4	2	1	5	1	4	4,78091
252	MARUIM	SE	NE	1	4	4	1	5	1	2	4,78091
253	SIRIRI	SE	NE	1	4	1	2	5	1	4	4,78091
254	SALVATERRA	PA	N	1	5	3	1	2	1	5	4,6291
255	IGARASSU	PE	NE	1	3	5	1	5	1	2	4,6291
256	EXTREMOZ	RN	NE	1	5	3	1	5	1	2	4,6291
257	JAGUARÃO	RS	S	1	1	5	5	2	1	3	4,6291
258	BIGUAÇU	SC	S	1	3	5	1	5	1	2	4,6291
259	CAMBORIÚ	SC	S	1	3	5	1	5	1	2	4,6291
260	PASSO DE TORRES	SC	S	1	1	5	2	5	1	3	4,6291
261	PARACURU	CE	NE	1	4	3	2	2	1	3	4,53557
262	ANTONINA	PR	S	1	2	4	4	2	1	2	4,27618
263	SATUBA	AL	NE	1	5	5	1	5	1	1	4,22577

264	HUMBERTO DE CAMPOS	MA	NE	1	5	1	1	1	5	1	1	5	1	5	4,22577
265	ICATU	MA	NE	1	5	1	1	1	5	1	1	5	1	5	4,22577
266	MARCAÇÃO	PB	NE	1	5	1	1	1	5	1	1	5	1	5	4,22577
267	SANTA LUZIA DO ITANHY	SE	NE	1	5	1	1	1	5	1	1	5	1	5	4,22577
268	SÃO FÉLIX	BA	NE	1	5	3	2	1	5	1	1	5	1	4	4,14039
269	PRESIDENTE KENNEDY	ES	SE	1	1	1	3	5	4	2	4	2	4	2	4,14039
270	ARARI	MA	NE	1	5	3	2	1	5	1	1	5	1	4	4,14039
271	CEARA-MIRIM	RN	NE	1	5	2	2	2	2	1	1	3	3	3	4,14039
272	SÃO JOSÉ DO NORTE	RS	S	1	1	3	4	5	1	1	1	2	2	2	4,14039
273	MARACAJÁ	SC	S	1	2	3	2	5	1	1	1	2	2	2	4,14039
274	PIUMA	ES	SE	1	1	5	2	5	1	1	1	2	2	2	3,77964
275	ARAIOSES	MA	NE	1	5	1	2	2	2	1	1	5	1	5	3,77964
276	BAGRE	PA	N	1	5	2	1	2	1	1	1	2	1	5	3,77964
277	BENEVIDES	PA	N	1	5	2	1	5	1	1	1	5	1	2	3,77964
278	CURUÇA	PA	N	1	5	1	2	2	2	1	1	5	1	5	3,77964
279	PORTEL	PA	N	1	5	2	1	2	1	1	1	2	1	5	3,77964
280	PARNAÍBA	PI	NE	1	5	5	2	1	1	1	1	2	1	2	3,77964
281	DOM PEDRO DE ALCANTARA	RS	S	1	1	1	5	1	5	1	1	4	1	4	3,77964
282	TAPES	RS	S	1	1	5	5	2	2	1	1	2	1	2	3,77964
283	XANGRI-LÁ	RS	S	1	1	5	2	5	1	1	1	2	1	2	3,77964
284	ARAQUARI	SC	S	1	4	5	1	5	1	1	1	5	1	1	3,77964
285	CAPIVARI DE BAIXO	SC	S	1	2	5	2	5	1	1	1	5	1	1	3,77964
286	SÃO FRANCISCO DO CONDE	BA	NE	1	4	4	1	2	1	1	1	2	1	3	3,70328
287	SANTA ROSA DO SUL	SC	S	1	1	2	3	5	1	1	1	3	3	3	3,58569
288	SÃO JOÃO DO SUL	SC	S	1	2	1	3	5	1	1	1	3	3	3	3,58569
289	CALÇOENE	AP	N	1	4	4	1	1	1	1	1	1	1	5	3,38062
290	CAUCAIA	CE	NE	1	4	5	1	2	1	1	1	2	1	2	3,38062
291	SANTO ANTÔNIO DO TAUÁ	PA	N	1	5	2	1	2	1	1	1	2	1	4	3,38062
292	SANTA RITA	PB	NE	1	4	5	2	1	1	1	1	2	1	2	3,38062
293	GUAPIMIRIM	RJ	SE	1	2	5	2	2	2	1	1	2	1	2	3,38062
294	SÃO PEDRO DA ALDEIA	RJ	SE	1	2	5	2	2	2	1	1	2	1	2	3,38062
295	IMBITUBA	SC	S	1	1	5	4	2	1	1	1	2	1	2	3,38062
296	BARRA DOS COQUEIROS	SE	NE	1	4	4	1	5	1	1	1	5	1	1	3,38062
297	CORUIPE	AL	NE	1	5	5	1	1	1	1	1	1	1	3	3,27327
298	SANTANA	AP	N	1	5	5	1	1	1	1	1	1	1	3	3,27327
299	DIAS D'ÁVILA	BA	NE	1	3	5	1	5	1	1	1	5	1	1	3,27327
300	APICUM-AÇU	MA	NE	1	5	3	1	1	1	1	1	1	1	5	3,27327
301	MARITUBA	PA	N	1	5	5	1	1	1	1	1	1	1	3	3,27327

302	SANTA VITÓRIA DO PALMAR	RS	S	1	1	1	1	5	5	1	1	1	3	3,27327
303	BELMONTE	BA	NE	1	3	2	2	2	2	2	1	3	3,20713	
304	CACHOEIRA	BA	NE	1	3	2	2	2	2	2	1	3	3,20713	
305	ARACATI	CE	NE	1	4	3	2	1	2	1	1	3	3,20713	
306	ITACARE	BA	NE	1	4	2	1	2	1	2	1	4	3,02372	
307	PARATY	RJ	SE	1	2	4	2	2	2	2	1	2	3,02372	
308	SOMBRIO	SC	S	1	2	4	2	2	2	1	1	2	3,02372	
309	ESTÂNCIA	SE	NE	1	4	4	1	2	1	2	1	2	3,02372	
310	SÃO CRISTÓVÃO	SE	NE	1	4	4	1	2	1	2	1	2	3,02372	
311	PENEDO	AL	NE	1	5	4	1	1	1	1	1	3	2,9277	
312	SÃO LUIS DO QUITUNDE	AL	NE	1	5	3	1	1	1	1	1	4	2,9277	
313	VERA CRUZ	BA	NE	1	1	5	2	2	2	1	1	3	2,9277	
314	ITAPIOCA	CE	NE	1	5	2	2	1	2	1	1	3	2,9277	
315	BRAGANÇA	PA	N	1	5	3	1	1	1	1	1	4	2,9277	
316	CAPANEMA	PA	N	1	5	4	1	1	1	1	1	3	2,9277	
317	NISIA FLORESTA	RN	NE	1	4	1	1	1	5	1	1	3	2,9277	
318	ITAPORANGA D'AJUDA	SE	NE	1	4	1	1	1	1	5	1	3	2,9277	
319	RIACHUELO	SE	NE	1	5	4	1	1	1	1	1	3	2,9277	
320	QUISSAMÁ	RJ	SE	1	3	3	3	3	3	1	1	2	2,77746	
321	MACAPÁ	AP	N	1	5	5	1	1	1	1	1	2	2,67261	
322	MORROS	MA	NE	1	5	1	1	1	2	1	1	5	2,67261	
323	TUTOÍIA	MA	NE	1	5	1	1	1	1	2	1	5	2,67261	
324	ANAJÁS	PA	N	1	5	1	1	1	2	1	1	5	2,67261	
325	BREVES	PA	N	1	5	2	1	1	1	1	1	5	2,67261	
326	CASTANHAL	PA	N	1	5	5	1	1	1	1	1	2	2,67261	
327	CURRALINHO	PA	N	1	5	1	1	1	1	2	1	5	2,67261	
328	GURUPÁ	PA	N	1	5	1	1	2	1	2	1	5	2,67261	
329	MARACANÁ	PA	N	1	5	1	2	1	2	1	1	5	2,67261	
330	MELGAÇO	PA	N	1	5	1	1	1	2	1	1	5	2,67261	
331	OEIRAS DO PARÁ	PA	N	1	5	1	1	1	2	1	1	5	2,67261	
332	TRACUATEUA	PA	N	1	5	1	1	1	1	2	1	5	2,67261	
333	VISEU	PA	N	1	5	1	1	1	2	1	1	5	2,67261	
334	ITAPEMA	SC	S	1	1	5	2	5	2	5	1	1	2,67261	
335	NAVEGANTES	SC	S	1	2	5	1	5	1	5	1	1	2,67261	
336	CARAVELAS	BA	NE	1	4	2	2	2	2	1	1	3	2,61861	
337	ILHEUS	BA	NE	1	3	4	2	1	2	1	1	2	2,61861	
338	MATA DE SÃO JOÃO	BA	NE	1	3	4	1	4	1	2	1	2	2,61861	
339	SANTO AMARO	BA	NE	1	3	4	2	4	2	1	1	2	2,61861	

340	MACAIBA	RN	NE	1	1	4	3	2	1	1	2	2,61861
341	ABAETETUBA	PA	N	1	5	3	3	1	1	1	3	2,53546
342	OLINDA	PE	NE	1	3	5	5	3	1	1	1	2,53546
343	RECIFE	PE	NE	1	3	3	5	3	1	1	1	2,53546
344	MOSTARDAS	RS	S	1	1	1	3	5	1	1	3	2,53546
345	SÃO VICENTE	SP	SE	1	3	5	5	3	1	1	1	2,53546
346	FORTALEZA	CE	NE	1	4	5	2	1	1	1	1	2,39046
347	ARAUAMA	RJ	SE	1	2	5	4	1	1	1	1	2,39046
348	BELFORD ROXO	RJ	SE	1	2	5	2	2	1	1	1	2,39046
349	MAGÉ	RJ	SE	1	2	5	2	1	1	1	2	2,39046
350	MARICÁ	RJ	SE	1	1	5	4	2	1	1	1	2,39046
351	NILÓPOLIS	RJ	SE	1	2	2	5	4	1	1	1	2,39046
352	SAQUAREMA	RJ	SE	1	2	2	5	4	1	1	1	2,39046
353	OSÓRIO	RS	S	1	1	1	5	4	1	1	2	2,39046
354	TORRES	RS	S	1	1	1	5	4	1	1	2	2,39046
355	TRAMANDAÍ	RS	S	1	1	1	5	4	1	1	2	2,39046
356	LAGUNA	SC	S	1	1	1	4	5	2	1	1	2,39046
357	UBATUBA	SP	SE	1	2	2	5	2	1	1	2	2,39046
358	PESCARIA BRAVA	SC	S	1	1	1	4	5	2	1	1	2,39
359	RIO LARGO	AL	NE	1	4	4	4	1	1	1	2	2,13809
360	POJUICA	BA	NE	1	4	4	4	1	2	1	1	2,13809
361	ANCHIETA	ES	SE	1	2	2	4	2	2	1	1	2,13809
362	SÃO GONÇALO DO AMARANTE	RN	NE	1	4	4	4	1	1	1	2	2,13809
363	ARARANGUA	SC	S	1	2	2	4	2	1	1	2	2,13809
364	JAGUARUNA	SC	S	1	1	1	4	4	2	1	1	2,13809
365	JAPOATÁ	SE	NE	1	4	4	1	2	1	1	4	2,13809
366	CANDEIAS	BA	NE	1	3	3	5	1	1	1	2	2,0702
367	MADRE DE DEUS	BA	NE	1	3	3	5	1	1	1	2	2,0702
368	NOVA VIÇOSA	BA	NE	1	3	3	5	1	1	1	2	2,0702
369	SIMÕES FILHO	BA	NE	1	3	3	5	1	2	1	1	2,0702
370	JOÃO PESSOA	PB	NE	1	3	3	5	2	1	1	1	2,0702
371	ABREU LIMA	PE	NE	1	3	3	5	2	1	1	1	2,0702
372	PAULISTA	PE	NE	1	3	3	5	2	1	1	1	2,0702
373	CAMPOS DOS GOYTACAZES	RJ	SE	1	2	2	5	3	1	1	1	2,0702
374	MESQUITA	RJ	SE	1	2	2	5	3	1	1	1	2,0702
375	SÃO JOÃO DE MERITI	RJ	SE	1	2	2	5	3	1	1	1	2,0702
376	NATAL	RN	NE	1	3	3	5	2	1	1	1	2,0702
377	VIAMÃO	RS	S	1	2	2	5	3	1	1	1	2,0702

378	PAULINO NEVES	MA	NE	1	5	1	1	1	1	1	1	5	1,88982
379	PRIMEIRA CRUZ	MA	NE	1	5	1	1	1	1	1	1	5	1,88982
380	ANANINDEUA	PA	N	1	5	1	1	1	1	1	1	1,88982	
381	BELÉM	PA	N	1	5	1	1	1	1	1	1	1,88982	
382	INHANGAPI	PA	N	1	5	1	1	1	1	1	1	1,88982	
383	NITERÓI	RJ	SE	1	1	5	5	1	1	1	1	1,88982	
384	RIO DE JANEIRO	RJ	SE	1	1	5	5	1	1	1	1	1,88982	
385	PELOTAS	RS	S	1	1	5	5	1	1	1	1	1,88982	
386	SANTOS	SP	SE	1	1	5	5	1	1	1	1	1,88982	
387	CATU	BA	NE	1	3	4	1	1	1	1	2	1,85164	
388	MUCURI	BA	NE	1	3	4	1	2	1	1	1	1,85164	
389	PORTO SEGURO	BA	NE	1	3	4	1	1	1	2	1	1,85164	
390	ITABUNA	BA	NE	1	2	5	2	1	1	1	1	1,69031	
391	SALVADOR	BA	NE	1	2	1	2	1	1	1	1	1,69031	
392	ARACRUZ	ES	SE	1	4	5	1	1	1	1	1	1,69031	
393	VILA VELHA	ES	SE	1	2	5	2	1	1	1	1	1,69031	
394	BARREIRINHAS	MA	NE	1	5	1	1	1	1	1	4	1,69031	
395	SÃO LUIS	MA	NE	1	4	5	1	1	1	1	1	1,69031	
396	CABO DE SANTO AGOSTINHO	PE	NE	1	4	5	1	1	1	1	1	1,69031	
397	ARRAIAL DO CABO	RJ	SE	1	1	5	4	1	1	1	1	1,69031	
398	DUQUE DE CAXIAS	RJ	SE	1	2	5	2	1	1	1	1	1,69031	
399	ITABORAÍ	RJ	SE	1	2	5	2	1	1	1	1	1,69031	
400	NOVA IGUAÇU	RJ	SE	1	2	5	2	1	1	1	1	1,69031	
401	MOSSORÓ	RN	NE	1	4	5	1	1	1	1	1	1,69031	
402	CAPÃO DA CANOA	RS	S	1	1	5	2	1	1	1	2	1,69031	
403	RIO GRANDE	RS	S	1	1	5	4	1	1	1	1	1,69031	
404	ICARA	SC	S	1	2	5	2	1	1	1	1	1,69031	
405	PALHOÇA	SC	S	1	2	5	1	2	1	1	1	1,69031	
406	ILHABELA	SP	SE	1	2	5	1	1	1	1	2	1,69031	
407	ITANHAÉM	SP	SE	1	1	5	4	1	1	1	1	1,69031	
408	BALNEÁRIO RINÇÃO	SC	S	1	2	5	2	1	1	1	1	1,69031	
409	CABO FRIO	RJ	SE	1	2	4	2	1	1	1	1	1,51186	
410	GARUVA	SC	S	1	4	4	1	1	1	1	1	1,51186	
411	MACEIO	AL	NE	1	3	5	1	1	1	1	1	1,46385	
412	CAMAÇARI	BA	NE	1	3	5	1	1	1	1	1	1,46385	
413	LAURO DE FREITAS	BA	NE	1	3	5	1	1	1	1	1	1,46385	
414	CARIACICA	ES	SE	1	3	5	1	1	1	1	1	1,46385	
415	LINHARES	ES	SE	1	3	5	1	1	1	1	1	1,46385	

416	SERRA	ES	SE	1	3	5	1	1	1	1	1,46385
417	VITÓRIA	ES	SE	1	1	5	3	1	1	1	1,46385
418	JABOATÃO DOS GUARARAPES	PE	NE	1	3	5	1	1	1	1	1,46385
419	PARANAGUÁ	PR	S	1	3	5	1	1	1	1	1,46385
420	SÃO GONÇALO	RJ	SE	1	1	5	3	1	1	1	1,46385
421	PARNAMIRIM	RN	NE	1	3	5	1	1	1	1	1,46385
422	BALNEÁRIO CAMBORIÚ	SC	S	1	1	5	3	1	1	1	1,46385
423	FLORIANÓPOLIS	SC	S	1	1	5	3	1	1	1	1,46385
424	TUBARÃO	SC	S	1	1	5	3	1	1	1	1,46385
425	ARACAJU	SE	NE	1	3	5	1	1	1	1	1,46385
426	CARAGUATATUBA	SP	SE	1	1	5	3	1	1	1	1,46385
427	CUBATÃO	SP	SE	1	3	5	1	1	1	1	1,46385
428	GUARUJÁ	SP	SE	1	3	5	1	1	1	1	1,46385
429	PRAIA GRANDE	SP	SE	1	1	5	3	1	1	1	1,46385
430	SÃO MATEUS	ES	SE	1	3	4	1	1	1	1	1,30931
431	GUARAPARI	ES	SE	1	1	5	2	1	1	1	1,19523
432	SÃO JOSÉ DE RIBAMAR	MA	NE	1	5	1	1	1	1	2	1,19523
433	BARCARENA	PA	N	1	5	1	1	1	1	2	1,19523
434	ANGRA DOS REIS	RJ	SE	1	2	5	1	1	1	1	1,19523
435	ARMAÇÃO DOS BUZIOS	RJ	SE	1	1	5	1	1	1	2	1,19523
436	ITAJAI	SC	S	1	2	5	1	1	1	1	1,19523
437	JOINVILLE	SC	S	1	2	5	1	1	1	1	1,19523
438	SÃO JOSÉ	SC	S	1	1	5	2	1	1	1	1,19523
439	BERTIOGA	SP	SE	1	2	5	1	1	1	1	1,19523
440	SÃO SEBASTIÃO	SP	SE	1	2	5	1	1	1	1	1,19523
441	CASIMIRO DE ABREU	RJ	SE	1	1	4	2	1	1	1	1,06904
442	MACAÉ	RJ	SE	1	1	5	1	1	1	1	0,84515
443	RIO DAS OSTRAS	RJ	SE	1	1	5	1	1	1	1	0,84515