

ORIGINAL BREVE

ENDEMIISMO URBANO POR COVID-19 EN PETRÓPOLIS: DETECCIÓN DE UN FOCO ENDÉMICO MEDIANTE ANÁLISIS ESPACIAL

Felix J. Rosenberg ^{1a}, Caiett Genial ^{1,b}, Bruno Cesar dos Santos ^{1,c}

¹ Fórum Itaboraí, Fiocruz, Petrópolis, Brasil.

^a Médico veterinario, máster en Ciencias Médicas; ^b licenciado en Geografía; ^c licenciado en Geografía, máster en Geografía.

RESUMEN

Se realizó un estudio con el objetivo de identificar un ecosistema de endemismo urbano que explique la persistencia del SARS-CoV-2 durante los primeros 18 meses de la pandemia en el municipio de Petrópolis, Río de Janeiro, Brasil. Se analizaron los registros oficiales de casos mensuales de COVID-19, georreferenciados según el domicilio de residencia de cada caso confirmado y se elaboraron mapas de calor mensuales que identifican puntos con diferentes densidades espaciales de la enfermedad mediante la aplicación de la metodología de kernel. Se identificaron puntos de calor con cinco niveles de intensidad para la densidad espacial de casos. Los puntos de mayor intensidad, conocidos como «hotspots», se mantuvieron constantes durante todo el período en un polígono de aproximadamente 4 km² ubicado en el centro de la ciudad de Petrópolis. En conclusión, se encontró que la mayor concentración de casos se mantuvo en la misma ubicación a lo largo del tiempo, a pesar de la dispersión esporádica de los casos en el territorio municipal.

Palabras clave: SARS-CoV-2; COVID-19; Pandemias; Ecoepidemiología; Punto Alto de Contagio de Enfermedades; Análisis Espacial; Brasil (fuente: DeCS BIREME).

URBAN COVID-19 ENDEMIISM IN PETRÓPOLIS: DETECTION OF AN ENDEMIC FOCUS BY SPATIAL ANALYSIS

ABSTRACT

This study aimed to identify an ecosystem of urban endemism that explains the persistence of SARS-CoV-2 during the first 18 months of the pandemic in the municipality of Petrópolis, Rio de Janeiro, Brazil. We analyzed official records of monthly COVID-19 cases, georeferenced according to the residence address of each confirmed case. Monthly heat maps identifying points with different spatial densities of the disease were constructed by applying the kernel methodology. Heat spots with five intensity levels were identified for the spatial density of cases. The points of highest intensity, known as hotspots, remained constant throughout the period in a polygon of approximately 4 km² located in the center of the city of Petrópolis. In conclusion, we found that the highest concentration of cases remained in the same location over time, despite the sporadic dispersion of cases within the municipal territory.

Keywords: SARS-CoV-2; COVID-19; Pandemics; Ecoepidemiology; Disease Hotspot; Spatial Analysis; Brazil (source: MeSH NLM).

Citar como: Rosenberg FJ, Genial C, dos Santos BC. Endemismo urbano por COVID-19 en Petrópolis: Detección de un foco endémico mediante análisis espacial. Rev Peru Med Exp Salud Publica. 2023;40(2):213-9. doi: [10.17843/rpmpes.2023.402.11341](https://doi.org/10.17843/rpmpes.2023.402.11341).

Correspondencia: Felix J. Rosenberg; felix.rosenberg@fiocruz.br

Recibido: 17/09/2022
Aprobado: 21/06/2023
En línea: 30/06/2023



Esta obra tiene una licencia de Creative Commons Atribución 4.0 Internacional

INTRODUCCIÓN

Durante la pandemia de COVID-19, varios investigadores utilizaron metodologías de análisis espacial para identificar los determinantes territoriales de su distribución, centrándose en las desigualdades sociales y las inequidades en el acceso a la atención médica. Estos estudios han abarcado el riesgo de la enfermedad a nivel regional o municipal, utilizando registros estadísticos de sistemas de vigilancia epidemiológica en diferentes países como Ecuador ⁽¹⁾, México ⁽²⁾, Portugal ⁽³⁾, Alemania ⁽⁴⁾, entre otros. Además, se han realizado extensas revisiones bibliográficas sobre el uso de métodos de análisis de información geográfica, destacando trabajos realizados en China ⁽⁵⁾ y en Estados Unidos ⁽⁶⁾.

Algunos autores han utilizado mapas de calor para identificar áreas con una alta densidad relativa de casos, conocidas como «hotspots», en lugares tan diversos como el estado de Sergipe en Brasil ⁽⁷⁾ y Punjab en Pakistán ⁽⁸⁾. Estos estudios han analizado datos de vigilancia epidemiológica según divisiones geopolíticas o mediante el uso de mapas de calor de diferentes escalas, con el fin de definir y describir áreas de mayor o menor riesgo epidémico en diferentes momentos de la pandemia. En todos los casos, se parte de la hipótesis de que el virus se introduce en áreas con un alto riesgo de exposición, y se considera que estos «hotspots» experimentan brotes epidémicos de diferentes magnitudes dependiendo del tamaño y densidad del territorio involucrado, pero que tienden a disminuir cuando la inmunidad de la población expuesta alcanza cierto nivel.

A partir de la noción de «nididad natural de las enfermedades transmisibles» desarrollada por Pavlovsky ⁽⁹⁾ en el siglo pasado, fueron construidos varios conceptos que resaltan la relevancia del espacio geográfico en la determinación del proceso salud-enfermedad ⁽¹⁰⁾. Esto nos permite analizar de manera integrada y dialéctica los efectos de la intervención humana en los cambios ambientales y climáticos, y su impacto en la salud, particularmente en la aparición de nuevas enfermedades transmisibles ⁽¹¹⁾. En este contexto, se desarrolla la teoría de los nichos naturales de las enfermedades transmisibles, que incluye propuestas de control e incluso erradicación de los agentes causales, al respecto Roche plantea que «un nicho de un organismo se refiere a su posición dentro de su entorno, sus recursos y sus competidores. Está caracterizado por todas las condiciones necesarias para mantener una población viable del organismo en el espacio y en el tiempo» ⁽¹²⁾.

Normalmente, estas perspectivas se aplican a espacios rurales o a grandes áreas geográficas donde coexisten diferentes elementos que intervienen en la viabilidad, el mantenimiento y la transmisión del agente infeccioso, incluyendo vectores o reservorios, además del huésped susceptible ⁽¹³⁾. Esto se considera una condición endémica, es decir, un espacio geográfico en el cual la infección se mantiene constantemente a un nivel que permite la transmisión continua de la enfermedad en su población ⁽¹³⁾. Así, el objetivo del presente estudio fue identificar un ecosistema de endemismo urbano que explique la persistencia del SARS-CoV-2 durante los primeros 18 meses de la pandemia en la municipalidad de Petrópolis, Río de Janeiro, Brasil.

EL ESTUDIO

Se realizó un análisis descriptivo y espacial de casos confirmados con SARS-CoV-2 en el Municipio de Petrópolis, ubicado en el Estado de Río de Janeiro, a una distancia aproximada de 70 km de la ciudad de Rio de Janeiro. El municipio tiene una superficie total de 795 798 km² y una altitud media

MENSAJES CLAVE

Motivación para realizar el estudio. Durante la pandemia de COVID-19, se han utilizado metodologías de análisis espacial para identificar los determinantes territoriales de su distribución y las desigualdades sociales en el acceso a la atención médica.

Principales hallazgos. Se observó una concentración de casos en una ubicación específica del municipio, que se mantuvo constante a lo largo del periodo estudiado, con brotes esporádicos en otras áreas.

Implicancias. Es necesario prestar atención a posibles focos de endemia de las enfermedades virales en entornos urbanos y tomar medidas para eliminarlos y evitar su propagación dentro y fuera de ellos.

de 738 m. Según las proyecciones para el año 2020, la población total era de 306 678 habitantes.

Se geocodificó un total de 49 050 registros de casos confirmados de SARS-CoV-2, durante el período del 1 de marzo de 2020 al 31 de agosto de 2021 (Tabla 1). Los datos utilizados fueron proporcionados por la Secretaría Municipal de Salud - SMS/Petrópolis. Para la geocodificación, se utilizó el software QuantumGIS® para la elaboración de los mapas y

Tabla 1. Número de registros mensuales de casos de COVID-19 geocodificados en el Municipio de Petrópolis (marzo de 2020 a agosto de 2021).

| Mes y año | n |
|----------------|------|
| Marzo 2020 | 41 |
| Abril 2020 | 795 |
| Mayo 2020 | 1012 |
| Junio 2020 | 1127 |
| Julio 2020 | 1129 |
| Agosto 2020 | 1044 |
| Setiembre 2020 | 1065 |
| Octubre 2020 | 578 |
| Noviembre 2020 | 1173 |
| Diciembre 2020 | 2949 |
| Enero 2021 | 2677 |
| Febrero 2021 | 1381 |
| Marzo 2021 | 2319 |
| Abril 2021 | 2945 |
| Mayo 2021 | 7918 |
| Junio 2021 | 6710 |
| Julio 2021 | 5737 |
| Agosto 2021 | 8428 |

Fuente: Elaborado por los autores a partir de datos de la Secretaría Municipal de Salud de Petrópolis.

la base cartográfica de Google® para la geocodificación (API Google Maps®). En casos donde el algoritmo presentaba errores, como en rutas sin numeración, pasajes, avenidas o carriles, se realizó la verificación mediante el análisis de imágenes satelitales en Google Earth® y visitas *in situ* a los domicilios identificados. Con el fin de garantizar el anonimato de los registros, se elaboraron mapas mensuales de calor que identificaron agrupamientos (clusters) con mayor densidad espacial de casos.

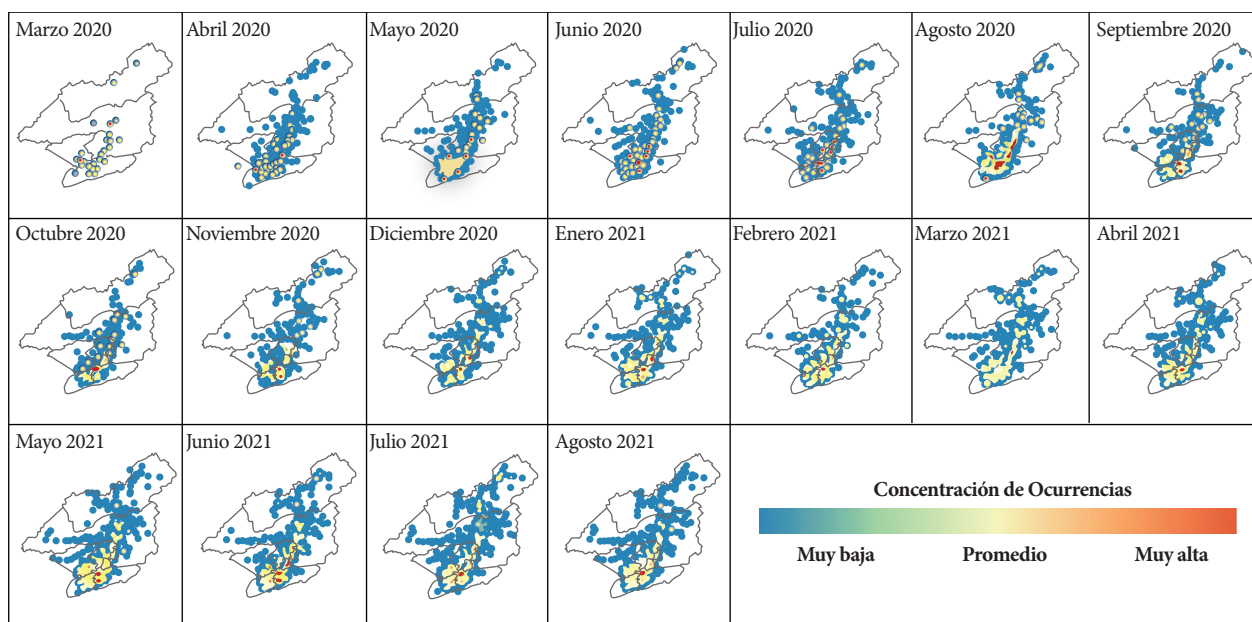
Se utilizó la estimación de concentración de densidad «kernel», ampliamente conocida y utilizada en el contexto epidemiológico (14), para identificar las áreas de mayor concentración de casos. Esta estimación transforma la capa vectorial de puntos (registros georreferenciados) en un dato de tipo matricial (raster) monocromático que muestra la concentración de casos a través de píxeles de 30 cm. La densidad de kernel es una función que cuenta todos los puntos dentro de una región de influencia determinada, con una ponderación probabilística basada en la distancia de cada punto desde la ubicación de interés (15-17).

Para la aplicación de la densidad de kernel, se utilizaron dos parámetros básicos: el radio de influencia y la función k (18). El radio de influencia define el área centrada en el punto de estimación, que indica cuántos eventos contribuyen a la estimación de la función de intensidad λ (15). Para este estudio, se determinó un radio de influencia de 1 km, basado en investigaciones previas (18).

La función k tiene menor relevancia que el radio de influencia, ya que una alteración en el radio afecta todo el campo de interpolación posible (19), lo cual es más crítico

para la representación de los fenómenos. Entre las funciones más utilizadas, se optó por la función cuártica, que se mostró más eficaz para identificar conglomerados de casos (*hotspots*) en el radio elegido, sin perder áreas de contacto entre los *hotspots* (áreas promedio), lo que permitió analizar la expansión o retracción del virus a lo largo del tiempo, así como su persistencia en áreas específicas.

Con el fin de identificar mejor el área física correspondiente a los *hotspots* de mayor intensidad y monitorear la persistencia mensual de la enfermedad, se creó un cuadrículado de coordenadas con cuadrados de 1 km² de área, utilizando el sistema de coordenadas proyectadas equirectangular, en una disposición similar a un plano cartesiano (20). Los mapas generados por la interpolación de kernel se superpusieron a los cuadrados para calcular un score de persistencia para cada km². Las áreas de mayor intensidad de calor se transformaron en datos vectoriales, donde cada píxel producido por el interpolador kernel se convirtió en un punto con un peso proporcional a su densidad. De esta manera, se obtuvieron aproximadamente 11 millones de puntos en forma de píxeles en cada cuadrado de 1 km. Los valores vectoriales de cada uno de los mapas mensuales producidos por la interpolación kernel se sumaron, generando un valor cuantificable para cada cuadrado. Estos valores se clasificaron mediante la representación de «color falso», simulando un raster multibanda, lo que permitió crear una taxonomía de tres espectros de color: azul (valores mínimos), amarillo (valores intermedios) y rojo (valores máximos), con una graduación de cinco clases, incluyendo dos clases intermedias.



Fuente: elaborado por los autores.

Figura 1. Mapas mensuales de registros de COVID-19 en el municipio de Petrópolis a partir de la metodología de densidad kernel (marzo de 2020 a agosto de 2021).

Se utilizaron los datos del Censo de 2010 ⁽²¹⁾, correspondientes a los sectores censales pertinentes al área de estudio, proyectados a la población total estimada para 2021 ⁽²²⁾, para caracterizar el área de mayor concentración de casos. Otras observaciones relevantes sobre el área se obtuvieron mediante visitas presenciales de los investigadores.

La Secretaría Municipal de Salud del Municipio de Petrópolis autorizó y proporcionó los registros domiciliarios de los casos confirmados de COVID-19 como parte de sus acciones de vigilancia epidemiológica.

HALLAZGOS

A partir del mes de abril de 2020, se observa que la mayor concentración de casos se mantiene en la misma ubicación durante los 18 meses siguientes, independientemente del número total de registros en cada mes y de la dispersión de los casos en el territorio municipal (Figura 1).

Al sumar los valores vectoriales correspondientes a cada mes en cada cuadrado del sistema de coordenadas de 1 km², se identifican cuatro cuadrantes con una persistencia mayor (Figura 2), formando un polígono similar a las áreas de mayor intensidad de calor observadas mensualmente. Identificando que la epidemia en Petrópolis se concentra en una única ubicación, con brotes esporádicos en otros cuadrantes del municipio.

Para identificar esta área de persistencia, se superpuso la foto satelital de Google® a la base cartográfica de las cuadrículas seleccionadas, lo que permitió identificar el área correspondiente al «Centro Histórico» de la ciudad y su entorno inmediato (Figura 3).

Otras áreas centrales del municipio también presentaron un nivel considerable de casos registrados. Sin embargo, esta situación no fue persistente a lo largo del periodo, lo que sugiere la ocurrencia de posibles brotes localizados en el tiempo y el espacio.

DISCUSIÓN

En el presente estudio, el uso de la epidemiología espacial permite comprender la dinámica poblacional de la enfermedad, basándose en la organización urbanística del municipio y las correspondientes realidades sociodemográficas. Esto brinda la posibilidad de diseñar estrategias específicas para abordar cada una de estas realidades, teniendo en cuenta no solo los factores de riesgo individual y la transmisión del virus durante momentos epidémicos o brotes agudos, sino también las características de persistencia de la enfermedad en un territorio dado.

En la mayoría de los análisis epidemiológicos de la pandemia de COVID-19, se parte de la premisa de un ciclo de transmisión que comienza con la introducción del agente en

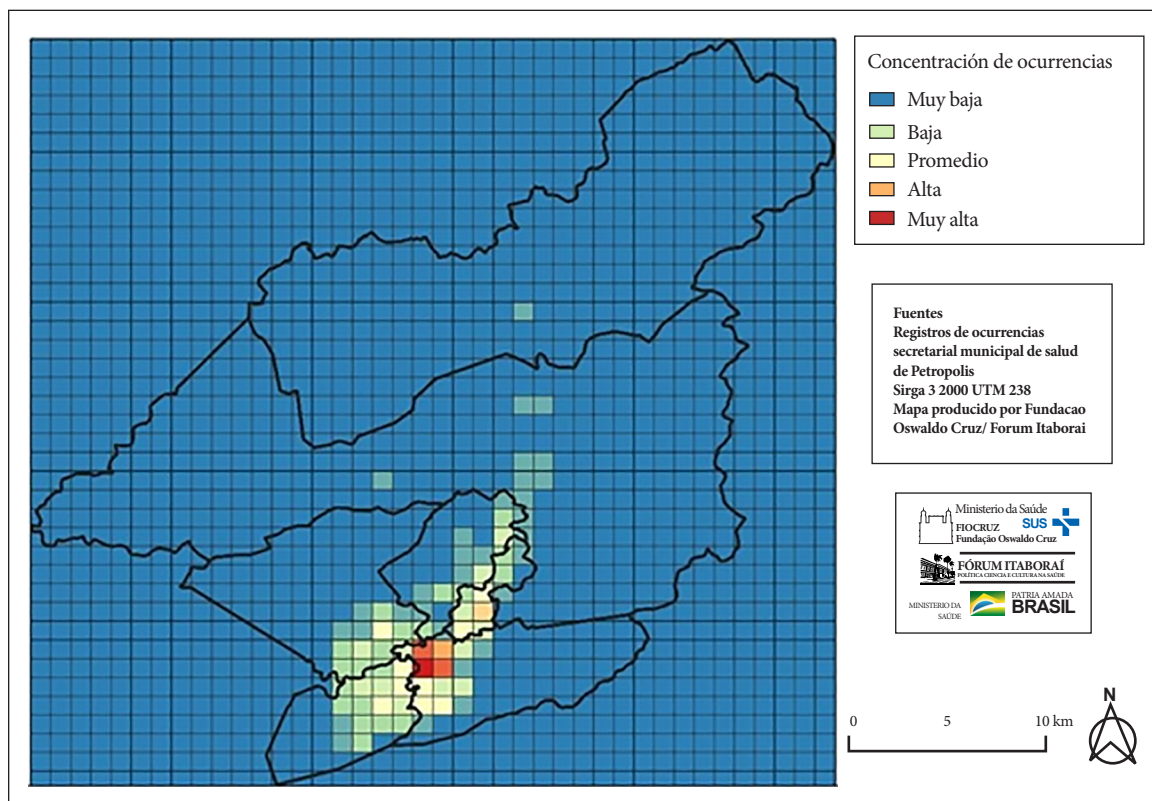
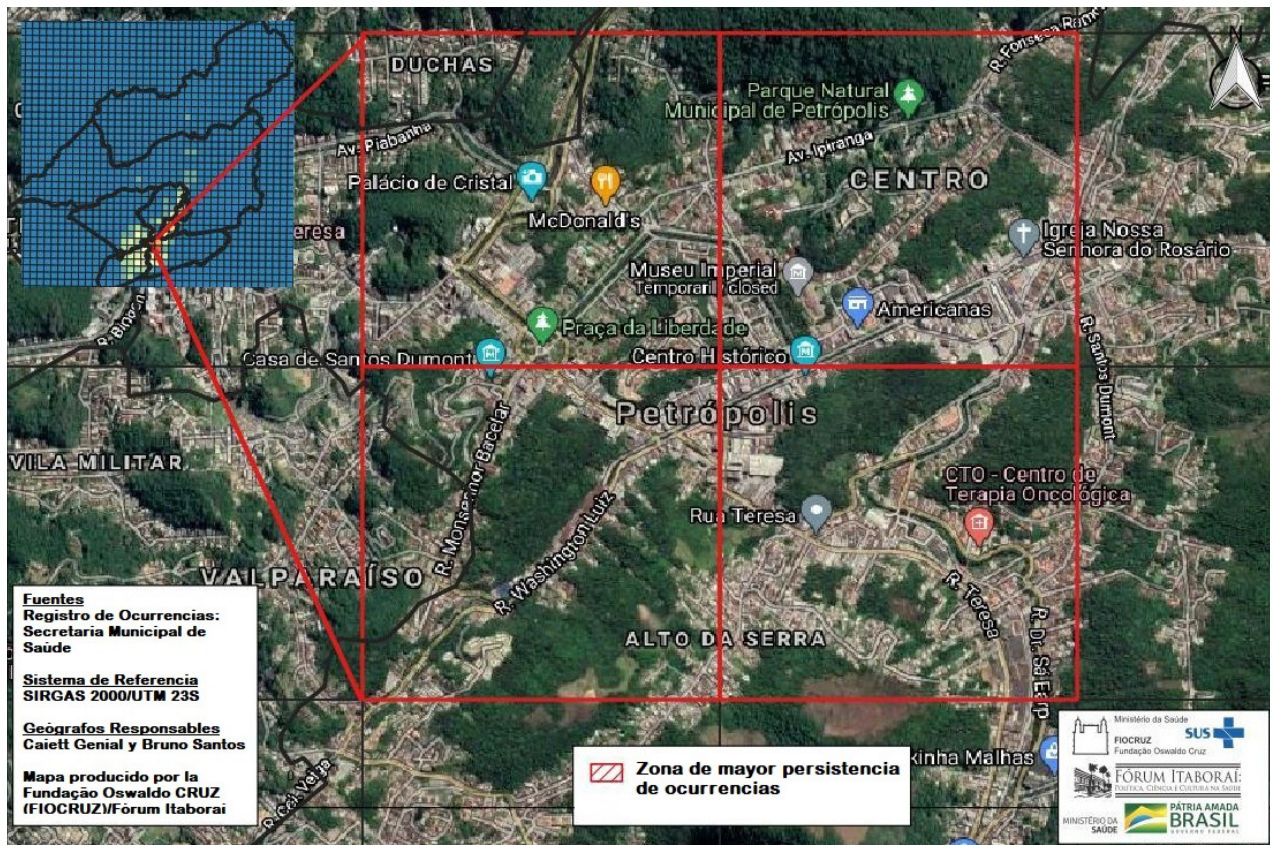


Figura 2. Áreas de mayor persistencia de casos de COVID-19 a través de la determinación de valores vectoriales de cuadrantes de 1 km² (marzo de 2020 a agosto de 2021).



Fuente: elaborado por los autores a partir de imagen satelital de GoogleEarth®.

Figura 3. Área de mayor persistencia de COVID-19 en Petrópolis, ampliada con imagen de satélite a través de GoogleEarth® (marzo de 2020 a agosto de 2021).

un territorio determinado, seguido de la transmisión comunitaria y la consecuente propagación epidémica con tasas de transmisión (T_r) superiores a 1. Este ciclo se caracteriza por un aumento inicial de casos, seguido de una meseta en las tasas de transmisión cercanas a 1, y finalmente una disminución a medida que los individuos susceptibles se vuelven menos numerosos en el territorio. Estas sucesivas olas epidémicas pueden ser atribuidas al relajamiento de las medidas de aislamiento social ⁽²³⁾ o a la introducción de nuevas variantes del virus.

Estas explicaciones justifican la persistencia de la pandemia durante más de 18 meses a nivel global o nacional, hasta que finalmente se observa una disminución consistente gracias a las altas coberturas de vacunación alcanzadas en países desarrollados. Por lo tanto, los servicios de salud en todo el mundo se han enfocado en los mecanismos de control a través de barreras sanitarias, ya sea a nivel internacional, nacional o local. Sin embargo, estas medidas, que han sido efectivas en la contención de pandemias globales y brotes epidémicos más localizados en el pasado, parecen no haber sido suficientes para contener la actual pandemia de COVID-19. Una posible razón que contribuye a explicar la

insuficiencia de esta estrategia puede ser la falta de atención prestada a posibles focos de endemia del virus, es decir, «nidos naturales del virus» en entornos urbanos.

En este estudio, se utilizó un radio de 1 km para delinear los círculos de calor. Teóricamente, en territorios de esta dimensión, un foco de calor debería alcanzar rápidamente una inmunidad de rebaño suficiente para extinguir o al menos reducir de manera significativa la transmisión del virus ⁽²⁴⁾. Sin embargo, se observó que la mayor mancha de calor en todo el territorio municipal se registró de manera constante durante 18 periodos mensuales desde el inicio de la epidemia, con pequeños desplazamientos que siempre se mantuvieron dentro de un polígono de menos de 4 km². Identificar los mecanismos por los cuales el virus SARS-CoV-2 se mantiene endémico permitiría implementar medidas que no solo eliminaran este foco, sino que también evitaran los efectos de esta área endémica en la transmisión dentro y fuera de ella.

El foco de calor identificado concentra elementos demográficos y urbanísticos que explican el fenómeno. Petrópolis es una municipalidad altamente centralizada, como muchas en Brasil ⁽²⁵⁾. El área de calor coincide con la zona céntrica,

albergando aproximadamente el 7% de la población. Allí se encuentran los edificios más altos y una comunidad precarizada de tamaño significativo. Esta comunidad interactúa constantemente con el centro nodal del polígono, a 1-2 km² de distancia. El centro concentra servicios públicos federales, estatales y municipales, mayormente exclusivos para todo el municipio. Además, hay consultorios médicos, oficinas, supermercados, tiendas populares y exclusivas, mercados y ferias callejeras. También hay museos y atracciones turísticas, generando un flujo constante de transporte público municipal hacia el área.

El presente estudio tiene algunas limitaciones que deben tenerse en cuenta. En primer lugar, se basa en datos recopilados durante un período específico (del 1 de marzo de 2020 al 31 de agosto de 2021) en la municipalidad de Petrópolis, Río de Janeiro, Brasil. Esto significa que los hallazgos y conclusiones del estudio son aplicables solo a ese período y ubicación geográfica, lo que limita su generalización a otras áreas o momentos de la pandemia. Además, el estudio se centra en el uso de metodologías de análisis espacial y mapas de calor para identificar áreas de alta concentración de casos, conocidas como «hotspots». Si bien esto proporciona información valiosa sobre la distribución espacial del COVID-19 en Petrópolis, es importante tener en cuenta que los mapas de calor pueden ser sensibles a las variaciones en la densidad de población y eventos, lo que puede sesgar los resultados. Además, el estudio se basa en datos proporcionados por la Secretaría Municipal de Salud de Petrópolis, lo que

plantea la posibilidad de que haya subregistro o sesgos en los datos recopilados. Por lo tanto, se requiere precaución al interpretar los resultados y se necesitan estudios adicionales para corroborar y ampliar estos hallazgos en otros contextos geográficos y temporales.

En conclusión, este estudio identificó un foco endémico urbano de COVID-19 en la municipalidad de Petrópolis, Río de Janeiro, Brasil, durante los primeros 18 meses de la pandemia. Utilizando un análisis espacial, se encontró que la mayor concentración de casos se mantuvo en la misma ubicación a lo largo del tiempo, a pesar de la dispersión de los casos en el territorio municipal. La persistencia del foco endémico a lo largo del tiempo plantea interrogantes sobre las estrategias de control utilizadas hasta ahora, ya que no parecen haber sido suficientes para contener la propagación del virus en esta área específica.

Agradecimientos. A la Secretaría Municipal de Salud del Municipio de Petrópolis por proporcionar los registros domiciliarios de los casos confirmados de COVID-19.

Contribuciones de los autores. FJR, CG y BdS contribuyeron de forma substantiva para la concepción del trabajo e interpretación de los datos; en la redacción del artículo y su revisión crítica; en la aprobación final de la versión a ser publicada y asumen responsabilidad por todos los aspectos del trabajo.

Financiamiento. El trabajo fue financiado integralmente con recursos regulares del presupuesto de la Fundación Oswaldo Cruz.

Conflicto de interés. Ninguno.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ríos Quituzca P, Calderón L, Piedra S, Guerrero J, Narváez A. Propuesta de análisis territorial para enfrentar la pandemia por SARS-CoV-2 basado en el perfil de neumonía e influenza en Ecuador 2016-2018 [Proposal for territorial analysis to face the SARS-CoV-2 pandemic based on the Profile of pneumonia and Influenza in Ecuador 2016-2018]. *Aten Primaria*. 2021 May;53(5):102021. Spanish. doi: [10.1016/j.aprim.2021.102021](https://doi.org/10.1016/j.aprim.2021.102021).
- Mas JF, Pérez-Vega A. Spatiotemporal patterns of the COVID-19 epidemic in Mexico at the municipality level. *PeerJ*. 2021 Dec 24;9:e12685. doi: [10.7717/peerj.12685](https://doi.org/10.7717/peerj.12685).
- Azevedo L, Pereira MJ, Ribeiro MC, Soares A. Geostatistical COVID-19 infection risk maps for Portugal. *Int J Health Geogr*. 2020 Jul 6;19(1):25. doi: [10.1186/s12942-020-00221-5](https://doi.org/10.1186/s12942-020-00221-5).
- Scarpone C, Brinkmann ST, Große T, Sonnenwald D, Fuchs M, Walker BB. A multimethod approach for county-scale geospatial analysis of emerging infectious diseases: a cross-sectional case study of COVID-19 incidence in Germany. *Int J Health Geogr*. 2020 Aug 13;19(1):32. doi: [10.1186/s12942-020-00225-1](https://doi.org/10.1186/s12942-020-00225-1).
- Fatima M, O'Keefe KJ, Wei W, Arshad S, Gruebner O. Geospatial Analysis of COVID-19: A Scoping Review. *Int J Environ Res Public Health*. 2021 Feb 27;18(5):2336. doi: [10.3390/ijerph18052336](https://doi.org/10.3390/ijerph18052336).
- Franch-Pardo I, Napoletano BM, Rosete-Verges F, Billa L. Spatial analysis and GIS in the study of COVID-19. A review. *Sci Total Environ*. 2020 Oct 15;739:140033. doi: [10.1016/j.scitotenv.2020.140033](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140033).
- Andrade LA, Gomes DS, Góes MAO, Souza MSF, Teixeira DCP, Ribeiro CJN, *et al*. Surveillance of the first cases of COVID-19 in Sergipe using a prospective spatiotemporal analysis: the spatial dispersion and its public health implications. *Rev Soc Bras Med Trop*. 2020;53:e20200287. doi: [10.1590/0037-8682-0287-2020](https://doi.org/10.1590/0037-8682-0287-2020).
- Saeed U, Sherdil K, Ashraf U, Mohey-Ud-Din G, Younas I, Butt HJ, *et al*. Identification of potential lockdown areas during COVID-19 transmission in Punjab, Pakistan. *Public Health*. 2021 Jan;190:42-51. doi: [10.1016/j.puhe.2020.10.026](https://doi.org/10.1016/j.puhe.2020.10.026).
- Pavlovsky EN. *Natural Nidality of Transmissible Diseases*. (translation 1966, edited by N. D. Levine, xiv + 261 p., 126 fig). Urbana and London: Univ. of Illinois Press; 1964.
- Silva LJ da. O conceito de espaço na epidemiologia das doenças infecciosas. *Cad Saúde Pública*. 1997;13(4):585-93. doi: [10.1590/S0102-311X1997000400002](https://doi.org/10.1590/S0102-311X1997000400002).
- Wölfe ND, Dunavan CP, Diamond J. Origins of major human infectious diseases. *Nature*. 2007 May 17;447(7142):279-83. doi: [10.1038/nature05775](https://doi.org/10.1038/nature05775).
- Roche B, Broutin H, Choisy M, Godreuil S, de Magny GC, Chevalere Y, *et al*. The niche reduction approach: an opportunity for optimal control of infectious diseases in low-income countries?. *BMC Public Health*. 2014 Jul 25;14:753. doi: [10.1186/1471-2458-14-753](https://doi.org/10.1186/1471-2458-14-753).
- Rosenberg FJ, Astudillo VM, Goic RM. Regional strategies for the control of foot and mouth disease: an ecological outlook. In: *Proc. of the 2nd Int. Symp. on Veterinary Epidemiology and Economics*, Canberra: Australian Government Printing Service; 1980. p. 587-596.
- Gatrell AC, Bailey TC. *Interactive spatial data analysis in medical geography*. *Soc Sci Med*. 1996 Mar;42(6):843-55. doi: [10.1016/0277-9536\(95\)00183-2](https://doi.org/10.1016/0277-9536(95)00183-2).
- Câmara G, Carvalho MS. Análise de eventos pontuais. In: *Druck S, Carvalho MS, Câmara G, Monteiro AVM. Análise Espacial de Dados Geográficos*. Brasília: EMBRAPA; 2004.

16. Bergamaschi RB. SIG aplicado a segurança no trânsito: estudo de caso no município de Vitória – ES. Trabalho de Conclusão de Curso. Vitória: Universidade Federal do Espírito Santo; 2010.
17. Kawamoto MT. Análise de técnicas de distribuição espacial com padrões pontuais e aplicação a dados de acidentes de trânsito e a dados de dengue de Rio Claro–SP [Tesis de maestría]. Botucatu, SP: Universidade Estadual Paulista, Instituto de Biociências de Botucatu; 2012.
18. Rizzatti M, Lampert Batista N, Cezar Spode PL, Bouvier Erthal D, Mauro de Faria R, Volpato Scotti AA, *et al.* Mapeamento da COVID-19 por meio da densidade de Kernel. RMA [Internet]. 12 de junho de 2020 [citado el 13 de junio de 2023];3:44-53. Disponible en: <https://publicacoes.ific.edu.br/index.php/metapre/article/view/1312>.
19. Bailey TC, Gatrell AC. Interactive Spatial Data Analysis. London: Longman; 1995. p. 413.
20. Menezes PML, Fernandes MC. Roteiro de Cartografia. São Paulo: Oficina de textos; 2013.
21. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Características da população e dos domicílios. Censo demográfico de 2010. Rio de Janeiro: IBGE; 2020 [citado el 6 de octubre de 2021]. Disponible en: <https://censo2010.ibge.gov.br/resultados>. 2011.
22. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Petrópolis. Cidades e Estados. Rio de Janeiro: IBGE; 2022 [citado el 4 de abril de 2022]. Disponible en: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/rj/peropolis.html>.
23. Aguiar M, Van-Dierdonck JB, Mar J, Cusimano N, Knopoff D, Anam V, *et al.* Critical fluctuations in epidemic models explain COVID-19 post-lockdown dynamics. Sci Rep. 2021 Jul 5;11(1):13839. doi: [10.1038/s41598-021-93366-7](https://doi.org/10.1038/s41598-021-93366-7).
24. Randolph HE, Barreiro LB. Herd Immunity: Understanding COVID-19. Immunity. 2020 May 19;52(5):737-741. doi: [10.1016/j.immuni.2020.04.012](https://doi.org/10.1016/j.immuni.2020.04.012).
25. Oliveira Júnior GA de. Redefinição da centralidade urbana em cidades médias. Soc Nat. 2008 Jun;20(1):205-20. doi: [10.1590/S1982-45132008000100014](https://doi.org/10.1590/S1982-45132008000100014).