

Nº 501

EL IMPACTO DE POLÍTICAS
DIFERENCIADAS DE
CUARENTENA SOBRE LA
MORTALIDAD POR
COVID-19: EL CASO DE
BRASIL Y PERÚ

Angelo Cozzubo, Javier Herrera,
Mireille Razafindrakoto y
François Roubaud

DOCUMENTO DE TRABAJO N° 501

El impacto de políticas diferenciadas de cuarentena sobre la mortalidad por COVID-19: el caso de Brasil y Perú

Angelo Cozzubo, Javier Herrera, Mireille Razafindrakoto y François Roubaud

Octubre, 2021



PUCP

Departamento
Académico de Economía

DOCUMENTO DE TRABAJO 501

<http://doi.org/10.18800/2079-8474.0501>

El impacto de políticas diferenciadas de cuarentena sobre la mortalidad por COVID-19: el caso de Brasil y Perú
Documento de Trabajo 501

© Angelo Cozzubo, Javier Herrera, Mireille Razafindrakoto y François Roubaud

Editado e Impreso:

© Departamento de Economía – Pontificia Universidad Católica del Perú

Av. Universitaria 1801, Lima 32 – Perú.

Teléfono: (51-1) 626-2000 anexos 4950 - 4951

econo@pucp.edu.pe

<http://departamento.pucp.edu.pe/economia/publicaciones/documentos-de-trabajo/>

Encargada de la Serie: Roxana Barrantes Cáceres

Departamento de Economía – Pontificia Universidad Católica del Perú

Barrantes.r@pucp.edu.pe

Primera edición – Octubre, 2021.

ISSN 2079-8474 (En línea)

El impacto de políticas diferenciadas de cuarentena sobre la mortalidad por COVID-19: el caso de Brasil y Perú¹

Angelo Cozzubo (University of Chicago)
acozzubo@uchicago.edu

Javier Herrera (IRD, PUCP)
javier.herrera@ird.fr

Mireille Razafindrakoto (IRD-DIAL)
razafindrakoto@dial.prd.fr

François Roubaud (IRD-DIAL)
roubaud@dial.prd.fr

Resumen Según la Universidad Johns Hopkins, Brasil y el Perú se encuentran entre los cinco países con el mayor número de infectados en el mundo (octubre 2020) y donde la letalidad por COVID-19 ha sido de las más elevadas. Este estudio propone determinar el impacto del COVID-19 sobre la mortalidad, considerando las medidas de confinamiento, la pobreza y la movilidad residencial; ello contrastando Perú y Brasil como dos casos de políticas de emergencia contrarias. Para responder a la pregunta de investigación, el análisis emplea información de mortalidad de actualización diaria y desagregada a nivel municipal para ambos países. El análisis aplica un conjunto de medidas de relación y heterogeneidad espacial local y global entre los niveles de sobremortalidad subnacionales considerando datos armonizados. Complementariamente, se plantea un modelo de estudio de eventos de fallecimientos distritales para ambos países entre 2019-2020, y se miden impactos heterogéneos por edad, sexo, pobreza y movilidad residencial. El análisis espacial muestra que el patrón de muertes dista de ser aleatorio en el espacio; y que los *hotspots* de sobremortalidad comienzan en las “grandes ciudades” y se diseminan en el tiempo. Del mismo modo, el estudio de eventos muestra que el efecto no es lineal, sino que hay una evolución de corto y largo plazo de las muertes donde los grupos más afectados resultan ser los hombres y adultos mayores. Finalmente, considerando el caso de Lima, es posible verificar que la movilidad tiene un efecto significativo y positivo en la sobremortalidad, particularmente en distritos pobres, lo cual se condice con el final de la cuarentena.

Abstract According to Johns Hopkins University, Brazil and Peru are among the top five countries globally with the most COVID-19 infections (October 2020). Moreover, the casualties in both countries have been among the most elevated worldwide. This study proposes to determine the impact on mortality caused by COVID-19, considering the quarantine measures, poverty levels, and residential mobility; this contrasting Peru and Brazil as two cases of contrary emergency policies. To answer these research questions, we analyze daily updated mortality data at the municipal level for both countries. The analysis applies a set of spatial relationships and heterogeneity local and global measures for the subnational levels of excess mortality considering the harmonized data. In addition, we compute an event study model for both countries between 2019-2020 while measuring heterogeneous impacts by age, sex, poverty, and residential mobility. The spatial analysis shows that the pattern of deaths is far from being spatially random and that hotspots begin in the ‘big cities’ and spread over time. In addition, the event studies show that the effect is not linear but that there is a short and long-term evolution of deaths, where the most affected groups are men and older adults. Finally, for the case of Lima, it is possible to verify that mobility has a significant and positive effect on excess mortality that is consistent with the end of the strict quarantine and enhanced in poorer districts.

Résumé Selon l’université Johns Hopkins, le Brésil et le Pérou sont deux des cinq pays qui comptent le plus grand nombre d’infectés dans le monde (octobre 2020) et où la létalité due à la COVID-19 est l’une des plus élevées. Cette étude se propose d’estimer l’impact de la COVID-19 sur la mortalité, en prenant en compte les mesures de confinement, la pauvreté et la mobilité résidentielle, sachant que les deux pays ont mis en place des politiques d’urgence opposées. L’analyse mobilise des données de (sur)-mortalité journalières au niveau municipal en appliquant dans un premier temps des méthodes de corrélations spatiales. Dans un second temps, des modèles *event studies* harmonisés sont estimés afin de mesurer l’hétérogénéité des impacts en termes de sexe, d’âge, de pauvreté et de mobilité résidentielle. L’approche spatiale montre que le processus de diffusion de la COVID-19 est loin d’être aléatoire. Elle met clairement en évidence la présence de *hotspots* de surmortalité dans un premier temps dans les grandes villes qui se diffusent ensuite aux autres milieux résidentiels. De plus, les modèles économétriques mettent en lumière des effets non linéaires dans le temps, les hommes et les plus âgés étant les plus affectés. Enfin, dans le cas spécifique de la capitale péruvienne, Lima, la mobilité a un effet positif et significatif sur la surmortalité, en adéquation avec la fin du confinement strict décrété, tout particulièrement dans les quartiers pauvres.

angelo.cozzubo@pucp.edu.pe; <https://orcid.org/0000-0002-7838-0256>; jeherreira@pucp.edu.pe; <https://orcid.org/0000-0002-0588-9924>; roubaud@dial.prd.fr; <https://orcid.org/0000-0003-2234-5256>; razafindrakoto@dial.prd.fr; <https://orcid.org/0000-0002-6797-3021>

JEL Codes: I14, I18, H12, I32

Keywords: COVID19, mortality, mobility, poverty, Peru, Brazil

¹ El presente estudio se realizó en el marco de los proyectos ganadores de la convocatoria PNUD-GRANDATA “Exploring impact and response to the COVID-19 pandemic in Latin-America and the Caribbean using mobility data”, mediante el cual se accedieron a los datos diarios de telefonía móvil geográficamente desagregados para Perú y Brasil. Agradecemos la excelente asistencia de Ayrton Dextre y José Mendoza a lo largo de este proyecto.

1. Introducción

Este estudio propone determinar el impacto causal de las medidas de cuarentena y confinamiento contrastando los casos de Brasil y Perú, los dos más emblemáticos en América latina. Según la Johns Hopkins University, a la hora actual, Brasil y el Perú son los países que cuentan con el mayor número de infectados en América latina y figuran entre los cinco primeros en el mundo (4'041,638 y 657'127 de casos confirmados respectivamente en octubre 2020). Son igualmente los países en donde la letalidad del COVID-19 ha sido la más importante. En el pico de la primera ola, el Perú, con 107 fallecidos por 100 mil habitantes ocupaba el primer lugar en el mundo, mientras que Brasil con 76 fallecidos ocupaba el quinto lugar (34,257 y 158,456 fallecidos).

Sin embargo, ambos países han seguido políticas opuestas en cuanto a las medidas de cuarentena e inmovilización de la población. En el Perú, el gobierno decretó desde un inicio (el 16 de marzo) una cuarentena estricta en todo el país, con cierre de fronteras, control de patrullas militares y policiales y fuertes multas a los infractores. En el caso del Brasil, se adoptó un confinamiento muy parcial, con énfasis muy distintos y contradictorios según el nivel del gobierno Federal, Estados federales y municipalidades). A ello se añade el discurso negacionista del presidente Bolsonaro quien abiertamente promovió el no respeto de la cuarentena.

Más allá de las medidas administrativas de cuarentena, el cumplimiento de la misma depende igualmente de los incentivos y los costos para los hogares. Así, la distribución de una transferencia directa, no condicionada, a los hogares que perdieron sus ingresos y sus empleos fue implementada por ambos países con el fin de permitir a los hogares soportar el periodo de cuarentena sin trabajar. El 'Bono de auxilio emergencial' en el Brasil y los distintos bonos en el Perú (bono 'Quédate en casa', 'bono independiente', 'bono rural', 'bono universal'). El monto del bono en Brasil (600 R\$) representa alrededor del 60% del salario mínimo mientras que en el caso del Perú (S/.760) representa el 82%. Sin embargo, en la práctica se constatan grandes diferencias entre ambos países en la cobertura y la implementación del bono. Brasil ha tenido la cobertura más grande de la región mientras que el caso del Perú ha sido la más reducida debido a que en un inicio se adoptó una focalización sobre la población que ya se encontraba en una situación de pobreza antes de la pandemia (Blofield, Giambruno, F. Filgueira, 2020:20).

Ante las presiones de la población, en el Perú se decidió ampliar progresivamente la cobertura, multiplicándose al mismo tiempo el número de entidades estatales encargadas de distribuirlo, generándose así nuevos retrasos e ineficiencias en la distribución. También existen grandes diferencias en su implementación que hicieron que el monto asignado tuviese distinta efectividad. En el Perú sólo al cabo de 5 meses se completó la distribución del primer bono (sobre un total de dos) mientras que en el Brasil se distribuyen bonos mensuales a dos tercios de la población durante 5 meses y con una extensión hasta el fin de año 2020 con la mitad del monto inicial del bono.

Dadas estas diferencias en la decisión administrativa de confinamiento y las medidas de transferencias monetarias que permitían respetarlas, no queda claro cuál ha sido el impacto causal de la cuarentena sobre la mortalidad. La distancia entre el discurso político y la real implementación de las medidas de asistencia a la población hacen que tales factores no puedan ser considerados como equivalentes a la inmovilización de la población y por consiguiente no se pueda determinar el impacto específico de la inmovilización sobre el número de fallecidos por causa del COVID-19. Para poder establecer su *impacto causal* es necesario de medir de manera directa la intensidad y duración del confinamiento y controlar por los otros factores que pueden impactar sobre la mortalidad del COVID-19.

Dinámicas regionales diferenciadas han sido una característica común en la expansión y difusión de la pandemia a lo largo del vasto territorio brasilero y en las distintas regiones del Perú. Mucho se ha especulado sobre las diferencias observadas en las tasas de mortalidad entre las regiones. Así, por ejemplo, se ha postulado

que la población que reside en la altura en Tibet, Bolivia y Ecuador está menos expuesta a la patogénesis del COVID-19 (Arias-Reyes et al. 2020). Otro estudio reciente utilizando datos de sobremortalidad en 185 ciudades entre 3000 y 4342 msnm en el Perú llama a mayor cautela, confirmando la menor incidencia de contaminación, pero concluye en la inexistencia de un nexo entre mortalidad y altura (Segovia-Juárez, et al., 2020). Otros estudios, por el contrario, han subrayado la vulnerabilidad de las poblaciones indígenas en razón de su perfil epidemiológico previo, marcado por la desnutrición y la prevalencia de enfermedades crónicas e infecciosas (Meneses-Navarro, S. et al., 2020). Las hipótesis planteadas inicialmente respecto a la supuesta protección del hombre andino fueron desmentidas por las ulteriores dinámicas espaciales y temporales de la propagación de infección, dimensiones esenciales que deben ser consideradas en las explicaciones de las diferencias en las tasas de infección y de letalidad.

Dadas estas dinámicas regionales diferenciadas, se hace necesario considerar unidades espaciales más finas que los niveles agregados nacionales, los municipios en el caso del presente proyecto de investigación. Las características de las municipalidades en cuanto a la dotación de bienes públicos, sistemas de transporte, segregación residencial, densidad poblacional, etc., deben ser consideradas entre los determinantes de las tasas de contaminación y de letalidad del COVID-19. En el caso del estudio que proponemos, la unidad de análisis no son los individuos sino los distritos (Perú) o los municipios (Brasil), en ambos casos se trata de las unidades administrativas más desagregadas del ordenamiento territorial. Las ventajas de este enfoque ‘municipal’ es de poner énfasis en las dinámicas colectivas que juegan un papel específico en la propagación y en la letalidad del COVID-19, así como poder considerar su impacto sobre las localidades con mayores incidencias de pobreza. Una ventaja adicional es que muchas de las políticas públicas de contención de la propagación y atenuación de los efectos del COVID-19 son definidas e implementadas por las autoridades locales (confinamientos focalizados; consignas diferenciadas en el caso del Brasil, etc.).

La disponibilidad de datos del número de contaminados y fallecidos por COVID-19 desagregados para el conjunto de municipios/distritos del país (sección 3) así como una metodología de identificación de causalidad (sección 4) nos permitirán determinar el impacto causal del indicador de movilidad elaborado por GRANDATA sobre el número de infectados y de fallecidos por COVID-19. Este estudio es, a nuestro conocimiento (sección 2) el primer estudio que identificaría la relación causal entre movilidad y letalidad del COVID-19 en un contexto de políticas públicas fuertemente contrastadas.

Se trata del primer estudio comparativo a un nivel de desagregación geográfica fina entre dos países que llevaron a cabo políticas opuestas de cuarentena y confinamiento de la población y que sin embargo se encuentran entre los primeros países del mundo por el número de contaminados y de fallecidos registrados.

Se construirá una gran base de datos georreferenciados que combinan diversas fuentes: datos censales, registros administrativos de mortalidad por COVID-19 y los datos de movilidad provenientes de la telefonía móvil (GRANDATA). Dicha base, ya corregida de errores de codificación geográfica, permitirá realizar estudios sobre otros aspectos relacionados al impacto del COVID-19.

A diferencia de la mayor parte de los estudios de carácter descriptivo, en la investigación propuesta se emplearán dos enfoques cuantitativos. En el primero se hará uso de herramientas de estadística espacial en la descripción de la dinámica espacial de la tasa de infección y de letalidad del COVID-19. En el segundo se aplicará una metodología de identificación causal novedosa en este tipo de estudios de suerte que se podrá determinar la contribución específica del indicador de movilidad GRANDATA sobre la tasa de contaminación y de letalidad.

En complemento a los estudios epidemiológicos existentes centrados en las características de los individuos, nuestro estudio se sitúa en el nivel meso pues considera como unidad de análisis a las municipales (5,570 municipios en Brasil y 1,874 distritos en Perú). Los resultados obtenidos sobre las consecuencias locales de la

movilidad de la población tendrán implicancias directas en términos de políticas públicas a nivel local de contención de la pandemia.

El artículo consta de 8 secciones. Después de esta introducción, en la segunda y tercera secciones se presentan una síntesis de la situación de la epidemia de COVID-19 en el contexto de Brasil y de Perú así como las respuestas de política sanitaria y económica en ambos países². En una cuarta sección se presenta una revisión de la literatura sobre los impactos del COVID-19 y las medidas de confinamientos sobre la mortalidad y la movilidad de las personas. En la quinta sección se presenta la estrategia empírica de identificación de los efectos causales del confinamiento en la sobremortalidad. En la sexta sección se discuten las diferentes fuentes de información y se evalúan los sesgos de los indicadores oficiales de la incidencia de caso de COVID. En la séptima sección se presentan los resultados. En primer lugar, se discutirán los análisis de indicadores espaciales en base a los datos distritales (correlaciones espaciales, hot spots, entre otros) y en segundo lugar se presentan los resultados de las estimaciones econométricas. En la octava y última sección se discuten las implicancias para la política sanitaria/económica actual.

2. El Contexto COVID-19 en Brasil

2.1 La situación epidemiológica

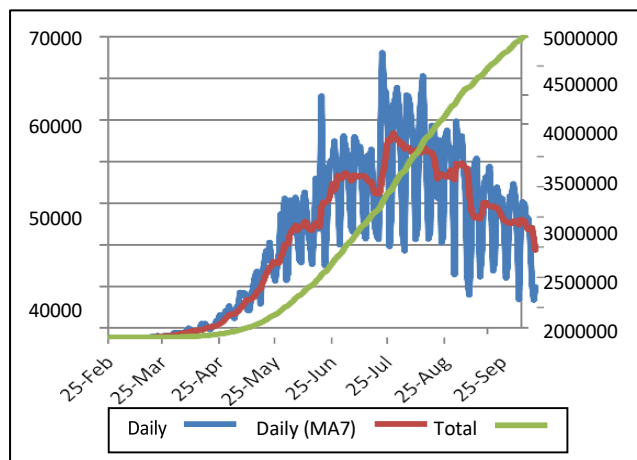
Brasil es uno de los países más afectados por la pandemia COVID-19. En octubre de 2020, según fuentes oficiales, era el segundo país del mundo, por detrás de Estados Unidos, con más de 150,000 muertes, y tercero, por detrás de Estados Unidos e India, con más de 5 millones de casos confirmados. Estas cifras deben tomarse con cautela, debido a la subestimación masiva (especialmente para el número de casos) y la mala calidad de los datos en la mayoría de los países del mundo. Sin embargo, el número de test efectuados, particularmente bajo en el Brasil, sólo puede confirmar la posición relativa del Brasil (véase la Parte III para un debate). En comparación con la población del país, Brasil no es el más afectado. Sin embargo, con 710 muertes y 24,000 casos confirmados por millón de habitantes, el país sigue estando, a la fecha del presente estudio, a la vanguardia de los países afectados por la pandemia.

La Figura 1 muestra la tendencia en el número, diario y acumulativo, de casos confirmados y muertes. En ambos casos, el número de víctimas sigue siendo elevado, aunque está disminuyendo, lo que demuestra que la pandemia no está bajo control. Después de una rápida aceleración en los primeros tres meses (entre marzo y mayo), el número de muertes ha alcanzado una meseta. Desde finales de mayo hasta mediados de agosto, el número de muertos se estabilizó a un alto nivel de alrededor de 1,000 por día. Desde entonces, ha habido una disminución gradual antes del inicio de la segunda ola. Sin embargo, a principios de octubre todavía había alrededor de 600 muertes por día en promedio. En cuanto a los casos confirmados, a principios de junio se alcanzó una primera meseta de unos 25,000 casos diarios. Esta cifra aumenta a alrededor de 37,000 en la primera quincena de julio, luego alcanza un nuevo pico (46,000 de media a finales de julio), sólo para disminuir a partir de esa fecha. A principios de octubre, la media móvil rondaba los 25,000 casos diarios.

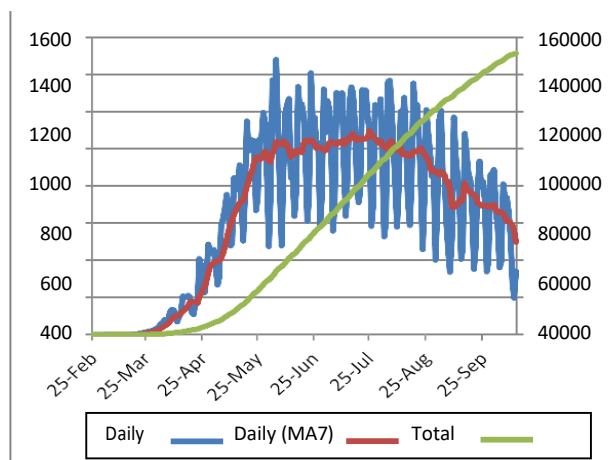
² Con el fin de asegurar la comparabilidad entre los dos países considerados, nuestro análisis toma como punto de referencia el pico de mortalidad de la primera ola de la pandemia en Brasil y en Perú.

FIGURA 1. CASOS CONFIRMADOS Y FALLECIDOS DEBIDO AL COVID-19, AL 13 DE OCTUBRE DEL 2020

Casos Confirmados



Fallecidos

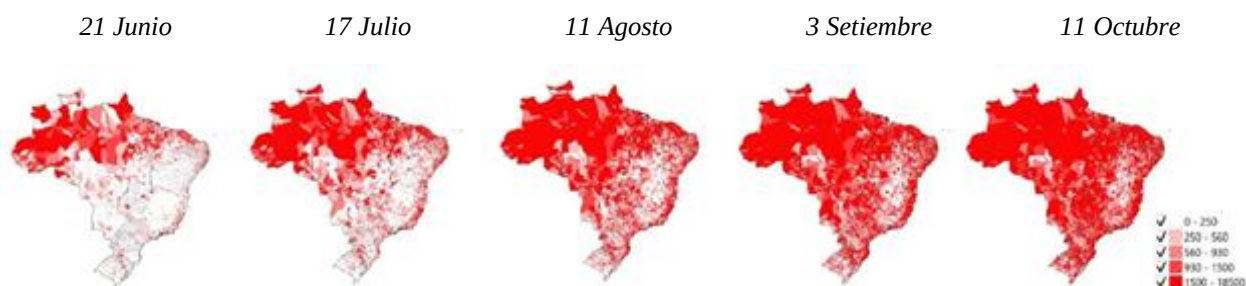


Nota: Promedio móvil de 7 días en el eje vertical de la izquierda y número total en el eje vertical derecho. Fuente: Ministerio de Salud/Fiocruz. Recuperado de <https://bigdata-COVID19.icict.fiocruz.br/>, el 13 de octubre del 2020. Elaboración propia.

La FIGURA 2 muestra la evolución geográfica de la tasa de mortalidad y la tasa de infección por municipios a lo largo del tiempo. Podemos observar que las regiones litoral noreste y sureste fueron las primeras afectadas. Su movimiento hacia el interior del país también es claro.

FIGURA 2 – EVOLUCIÓN TASA DE MORTALIDAD E INFECCIONES POR MUNICIPIO (100MIL HABITANTES)

Contagios



Mortalidad



Fuente: Ministerio de Salud Brasil.IO. Recuperado de <https://data.brasil.io/dataset/COVID19/meta/list.html>, noviembre del 2020. Elaboración propia.

2.2-Respuesta de las políticas públicas

En cuanto a las respuestas políticas a la pandemia del coronavirus, se han adoptado dos tipos de medidas en todo el mundo: medidas de salud pública, denominadas intervenciones no farmacéuticas (NPI), para reducir las tasas de contacto en la población y, por lo tanto, la transmisión del virus; y las políticas económicas destinadas a reducir los efectos negativos de la crisis pandémica en los hogares y las empresas.

Desde el anuncio de la pandemia COVID-19 por parte de la Organización Mundial de la Salud, el 11 de marzo de 2020, la ‘distancia social’ es la principal NPI recomendada para controlar la propagación del nuevo coronavirus. Los gobiernos nacionales de todo el mundo han definido una serie de medidas para implementar esta medida, como la suspensión de actividades económicas no esenciales, el aislamiento en el hogar, el trabajo a distancia y las restricciones de movilidad en las ciudades.

En Brasil, la principal respuesta del presidente Bolsonaro ha sido negar el peligro del virus, anunciarlo como una ‘pequena gripezinha’ y desalentar las medidas de distanciamiento y confinamiento, insistiendo en las consecuencias económicas negativas para el país. En la línea del presidente Trump en la conducción a la crisis pandémica, hubo elementos muy particulares en la acción brasileña, teniendo en cuenta la combinación de la ausencia de un NPI integral y una crisis política interna a nivel nacional del gobierno. En medio de la pandemia, hubo dos cambios del Ministro de Salud, y desde entonces la crisis de salud pública ha sido manejada por un ministro militar. Tal desorden en la administración pública central muestra confusión y tiene efectos negativos en la relajación de las medidas de mitigación por parte de la población.

En medio de la ausencia de coordinación nacional de las políticas de distanciamiento social entre las diferentes esferas de gobierno del Brasil, las políticas fueron adoptadas de manera descentralizada por los gobiernos subnacionales (por los Estados y, en menor medida, por los municipios). Fonseca y otros (2020) argumentan que ante la posición negacionista del Presidente de la República y la falta de acción unificada y coordinada a nivel nacional por parte del Ministerio de Salud, los gobiernos subnacionales (gobernadores estatales y alcaldes de la ciudad) tomaron la iniciativa para enfrentar la crisis pandémica. Se trata de un cambio real en la conducción de la política sanitaria en comparación con las respuestas exitosas en las epidemias de VIH/SIDA, hepatitis C y gripe H1N1.

Según Moraes, Silva y Toscano (2020), en marzo de 2020, todos los estados brasileños habían implementado medidas relativas a la suspensión de escuelas y eventos sociales, así como la suspensión de actividades económicas no esenciales. En abril, los Estados comenzaron a elaborar planes para flexibilizar las medidas de distanciamiento social y se adoptaron en 21 Estados a finales de julio de 2020. Estos autores destacan la gran heterogeneidad en las características de estos planes en términos de formato, criterios técnicos y transparencia, así como en el número de municipios que siguen el plan estatal. Además, la ausencia de una política adecuada de pruebas COVID-19, en la que se identifiquen los casos y se rastreen los contactos, dificulta la ejecución y el éxito de estos planes.

Lejos de cuestionar la corrección de la recomendación de ‘quedarse en casa’, estas medidas han desatado una crisis económica sin precedentes en la historia reciente y revelan enormes desigualdades socioeconómicas para hacer frente a las incertidumbres de la pandemia. Básicamente, esta medida recae más en aquellos que tienen mayores dificultades para mantener su trabajo en casa y garantizar ingresos para mantener sus gastos. Las políticas sociales de emergencia para garantizar un ingreso básico para los más vulnerables y las políticas de apoyo a los trabajadores y las empresas son esenciales para que la crisis pandémica no profundice las desigualdades socioeconómicas y la pobreza.

En cuanto a la respuesta a la política económica, el gobierno brasileño ha aplicado varias medidas para hacer

frente a los efectos negativos de la pandemia. Silva (2020) presenta la política económica de emergencia del gobierno federal en dos conjuntos de medidas: de carácter fiscal, destinadas a garantizar los ingresos de las familias, apoyar a las empresas y proporcionar asistencia financiera a estados y municipios; y la otra se refiere a la provisión de liquidez y a las políticas regulatorias de capitales, orientadas a la estabilidad del sistema financiero y a la expansión de la oferta de crédito. Analizaremos las medidas fiscales a continuación.

El gobierno brasileño ha puesto en marcha un plan de emergencia para garantizar un ingreso mínimo para las personas más vulnerables. La Ayuda de Emergencia para Personas en Situación de Vulnerabilidad (AE, *Auxílio Emergencial a Pessoas em Situação de Vulnerabilidade*), la medida más popular durante la pandemia, fue creada por la Ley N° 13.982/2020 en abril de 2020. Después de una fuerte campaña de la sociedad civil, la propuesta del gobierno federal fue cambiada por el Congreso, implementando una Renta Básica de Emergencia de R\$ 600 por mes, en lugar de R\$ 200 propuesta por el gobierno³. La ayuda monetaria se limitó a dos beneficiarios por familia, siendo pagados el doble en familias monoparentales encabezadas por mujeres y considerando alcanzar una cantidad máxima de R\$ 1.800 en el caso de una familia monoparentales encabezada por una mujer que tendría otro adulto también con derecho a la prestación. Al final de los 3 meses de experiencia, el gobierno optó por su extensión hasta agosto de 2020. En septiembre el beneficio se amplió hasta diciembre de 2020, sin embargo, por un valor mensual reducido a la mitad.

Esta asistencia está destinada básicamente a trabajadores informales en situación de vulnerabilidad y también va acompañada de la ampliación del Programa Bolsa Família a otros 1,2 millones de familias. Se definieron las siguientes reglas de elegibilidad: ser mayor de 18 años de edad, tener un ingreso familiar mensual total per cápita de medio salario mínimo (alrededor de R\$ 522.5) o ingreso familiar total de menos de 3 salarios mínimos (R\$ 3,135), no recibir ninguna otra prestación social, excepto Bolsa Família, no ser un empleado formal, tener ingresos imponibles por debajo de R\$ 28,560 en 2018.

El gobierno federal amplió el programa de transferencia de efectivo Bolsa Família (BF), utilizando los registros de Cadastro Único (*Cadúnico*) para identificar a los beneficiarios potenciales e, igualmente, para aumentar el monto del beneficio para las familias dentro del Programa BF. Para las familias que ya recibieron BF, el monto de la asignación familiar, si es menor, se sustituye automáticamente por el monto de la ayuda de emergencia. Para las familias registradas en Cadúnico, la asistencia se concedió automáticamente para las familias elegibles⁴.

Sin embargo, esta acción de emergencia revela enormes desafíos logísticos (operativos y de comunicación) para recibir el beneficio y las debilidades del sistema de protección social. La mayoría de los retiros de las transferencias por parte de la población se produjeron a finales de abril y principios de mayo. Además, durante la pandemia, se verificaron varios fallos en el acceso a las prestaciones y retraso en el análisis y registro de beneficiarios. A pesar de ello, el monto del gasto público anunciado está por encima del promedio de los países latinoamericanos (Banco Mundial, 2020).

Otro programa para garantizar los ingresos que ha sido implementado por el gobierno nacional es el Beneficio de Emergencia de Mantenimiento del Empleo y los Ingresos (*Benefício Emergencial para Conservação do Emprego e da Renda* - BEM), Ley n° 14,020 de julio de 2020, que cubre a los empleados formales de bajos ingresos. Este programa establece una reducción proporcional de las horas de trabajo y salarios del 25%, 50% o 70%, por tres meses o suspensión temporal del contrato de trabajo y pago de un

³ US\$ 1 = R\$ 5.5.

⁴ Cadastro Único (Cadúnico), el Registro Único de Programas Sociales del Gobierno Nacional, es un instrumento para identificar a las familias de bajos ingresos (ingreso mensual per cápita de hasta medio salario mínimo o ingreso familiar total de hasta tres salarios mínimos). Salario mínimo = R\$ 1045.

ingreso de emergencia durante dos meses. El gobierno complementa los ingresos de los empleados, en función del monto de seguro de desempleo al que tendrían derecho. Por ejemplo, en el caso de una reducción salarial del 50%, el gobierno pagará al trabajador el 50% del seguro de desempleo al que tendría derecho. Las suspensiones de contratos, por otro lado, durarán dos meses, y el gobierno pagará el seguro de desempleo total o parcialmente, dependiendo de los ingresos de la compañía, y el monto no puede ser menor que el salario mínimo. Posteriormente, en 2020, mediante el decreto 10,422, el Gobierno amplió a cuatro meses el plazo de reducción de horas y salarios y la suspensión del contrato. En octubre de 2020, se amplió hasta diciembre de 2020.

Waltenberg, da Silva y da Silva (2020) señalan una serie de defectos de estas medidas en la protección del empleo. El empleador está obligado a mantener el puesto de trabajo sólo durante el mismo período en que recibió la ayuda. Así, en cuatro o seis meses, el trabajador afectado por la reducción o suspensión puede estar desempleado. Además, dado que la empresa está exenta del pago de su contribución patronal a la Seguridad Social (cero en caso de suspensión), el trabajador pierde el importe de cotización para sus futuras prestaciones de la Seguridad Social (y el tiempo de cotización en caso de suspensión).

De acuerdo con el monitoreo del Tribunal Federal de Auditoría, hasta el 31 de julio de 2020 se firmaron 12.4 millones de acuerdos de trabajo, y los empleados recibieron un beneficio mensual promedio de R\$ 863 del Beneficio de Emergencia de Empleo y Preservación de Ingresos (BEM), habiendo sido ejecutados R\$ 18.6 mil millones, poco más de un tercio (36%) de los créditos extraordinarios aprobados para el programa⁵. En cuanto a la Ayuda de Emergencia, hasta el 31 de agosto se incluyeron 67,2 millones de personas, el 84% recibieron un beneficio de R\$ 600 y 16%, R\$ 1.200, con un gasto total de R\$ 212.64 mil millones⁶.

El mercado laboral brasileño ya estaba experimentando dificultades antes de la pandemia. A pesar del éxito relativo de los dos programas (AE y BEM) en términos de preservación de ingresos y, en menor medida, de puestos de trabajo, hubo un fuerte deterioro del mercado laboral a lo largo de 2020. En los primeros meses del COVID-19 hubo un gran flujo de salida de trabajadores de la fuerza laboral, principalmente en el sector informal, cuyos trabajadores no pudieron desplazarse hacia sus lugares de trabajo, pero también en el sector formal de la economía. Como resultado, el crecimiento de la tasa de desempleo fue relativamente pequeño. Posteriormente, con la relajación de las medidas de aislamiento social, hubo una pequeña recuperación de la economía y el retorno de parte de la fuerza laboral, ejerciendo presión sobre la tasa de desempleo. Pero quizás la cifra más impresionante en el mercado laboral en los primeros seis meses de la pandemia es la reducción de 12 millones de personas empleadas, de 94 a 82 millones.

Además, los efectos inmediatos de la crisis pandémica COVID-19 sobre los ingresos laborales recayeron principalmente en los trabajadores con inserciones más frágiles en la actividad económica, tanto en términos de relación laboral como en términos de ingresos. La consecuencia obvia de estos distintos impactos en los ingresos fue un aumento de la desigualdad de ingresos laborales. El coeficiente de Gini de desigualdad en los ingresos efectivos en junio de 2020 fue de 0.54, significativamente superior al Gini de los ingresos normalmente recibidos (0.47). Además, los estados más desiguales registraron el mayor incremento de la desigualdad.

La distribución del gasto público federal en medidas para mitigar los efectos del COVID-19 se puede ver en la siguiente tabla. Las medidas descritas anteriormente en referencia a las ayudas de emergencia para personas en situación de vulnerabilidad y el beneficio de emergencia para mantener el empleo y los ingresos representan el 64% de la previsión de gasto de la Unión para luchar contra la pandemia.

⁵ Disponible en: <https://portal.tcu.gov.br/imprensa/noticias/mais-de-12-milhoes-de-trabalhadores-foram-beneficiados-por-programa-emergencial.htm>.

⁶ Disponible en: <https://aplicacoes.mds.gov.br/sagi/vis/data3/index.php?g=2>.

Debido a que la crisis pandémica afectó el equilibrio fiscal de estados y municipios, tanto por la disminución de los ingresos tributarios derivados del aislamiento social como por el aumento del gasto en hospitales y asistencia social, se destaca la importancia de la Ayuda Financiera a Estados, Municipios y Distrito Federal (14% de la previsión total de gasto presupuestario de la Unión). La medida relacionada con los gastos adicionales del Ministerio de Salud y otros ministerios representa el 11% de la previsión de gastos presupuestarios.

Estas dos últimas medidas están, en cierta medida, relacionadas con el aumento de los gastos de los hospitales públicos como consecuencia del crecimiento de la demanda asistencial relacionada con el COVID-19. Brasil tiene uno de los sistemas de salud pública más grandes del mundo, el *Sistema Único de Saúde* (SUS), con buena capilaridad en los municipios, que atiende alrededor del 75% de la población brasileña, y el 25% restante está cubierto por planes de seguro médico privados (Paim et al., 2011). La atención de SUS en unidades básicas de salud y equipos de salud familiar actúan como la puerta de entrada al sistema en su conjunto. Dado que se estima que el 80% de los casos de COVID-19 no avanzan a formas muy graves de la enfermedad, fue en el ámbito de estos servicios municipales donde se brindó gran parte de la atención y orientación a la población. Sin embargo, la atención de complejidad media y alta es un problema ‘antiguo’ para el SUS, haciéndose más evidente durante la pandemia. Rache et al. (2020) analiza la información sobre el número de camas de cuidados intensivos y ventiladores de urgencia por parte de las regiones sanitarias brasileñas y encuentran evidencia de una enorme heterogeneidad regional y escasez de recursos en la mayoría de las regiones. La pandemia hizo evidente la escasez de recursos para la salud y mostró la desigualdad existente, no sólo entre los sistemas de salud públicos y privados, sino dentro del SUS, así como en la diferencia en el suministro de camas de cuidados intensivos urgentes entre municipios y regiones del país.

Las medidas brasileñas (tanto de ingresos, gastos y financieras, hasta abril de 2020) corresponden al 10% de su PIB, según el FMI (2020). El gasto de Brasil es menor que el de los países avanzados, en particular Alemania, Italia, Japón y Reino Unido, pero supera la mayoría de las demás economías en desarrollo y emergentes.

TABLA 1 – GASTOS FEDERALES EN COVID-19 EN SETIEMBRE 2020 (R\$ BILLONES)

Medidas de política	Gastos previsionales	Gastos realizados
Ayuda de emergencia para personas en situación de vulnerabilidad	322,00	217,46
Ayuda Financiera a Estados, Municipios, DF	79,19	74,39
Gastos adicionales del Ministerio de Salud y otros Ministerios	65,29	35,97
Beneficio de emergencia del empleo y la preservación de los ingresos	51,55	24,94
Cuotas de Fondos de Garantía para Crédito y Operaciones	47,90	42,90
Garantías para el financiamiento de planillas	17,00	17,00
Ampliación del Programa Bolsa Familia	3,04	0,37
Transferencia a la Cuota de Desarrollo Energético	0,90	0,90
Total	586,87	413,93

Fuente: Tesouro Nacional Transparente. <https://www.tesourotransparente.gov.br/visualizacao/painel-de-monitoramentos-dos-gastos-com-COVID-19>

El plan de garantía de ingresos de emergencia del gobierno para hacer frente a la crisis pandémica parece haber logrado alcanzar a un gran número en la población más vulnerable, con un efecto en la reducción de

la desigualdad en la renta per cápita de los hogares (Carvalho, 2020)⁷. Cabe mencionar que el esfuerzo de registro para fines de la distribución de la Ayuda de Emergencia ofrece una gran oportunidad para la necesaria integración de las políticas sociales públicas en Brasil.

3. El Contexto COVID-19 en Perú

El gobierno del Perú fue considerado como ejemplar gracias a las tempranas medidas sanitarias tomadas para contener la propagación del COVID-19 y poder así preparar la respuesta sanitaria. Los medios y analistas internacionales destacaron igualmente como uno de los más importantes del mundo el paquete de medidas económicas de soporte a los hogares y a las empresas (alrededor del 12% del PBI).

Siete meses habían transcurrido luego de la declaración del estado de emergencia anunciado el 16 de marzo por el presidente Vizcarra cuando se anunció el plan de retorno a la “nueva normalidad”, el cual preveía 4 fases de progresiva relajación de las restricciones impuestas al reinicio de las actividades económicas no esenciales. El inicio de la tercera fase de apertura de la economía el 30 de junio coincidió con la suspensión de las medidas de confinamiento generalizado de la población. Sin embargo, a pesar del conjunto de medidas, el Perú ocupa el primer lugar en el mundo en términos de fallecidos por COVID-19 por cada 100 mil habitantes y el 11 puesto en número absoluto de personas contaminadas. Más aún, no solamente el foco mundial de la epidemia se ha trasladado a América Latina, sino que, en el auge de la primera ola, el Perú se ubicaba en el 1er lugar de fallecimientos y en número de casos positivos (descartando los micro estados insulares de Saint Martee, Turks y Caicos y la isla de Aruba) (New York Times 19/8/2020).

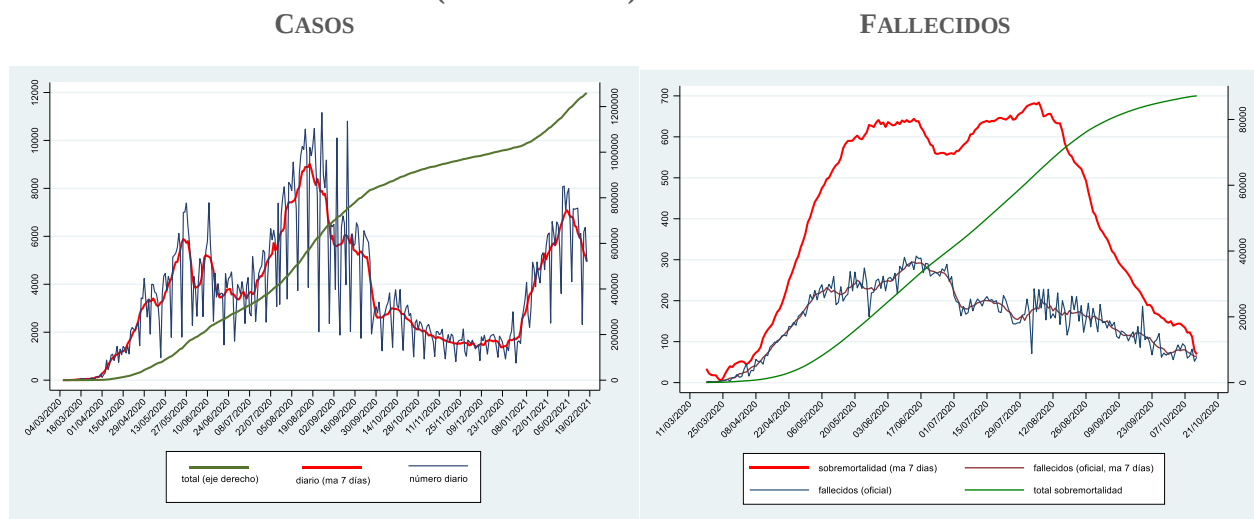
3.1 La situación epidemiológica en el Perú

La epidemia estalló en la capital con la importación de casos a través de los viajeros en procedencia de Italia y España (países que albergan una importante diáspora peruana) y probablemente de China (primer socio comercial del Perú y que alberga una de las comunidades chinas más importantes del continente). Pocas semanas después la epidemia se propagó a las principales ciudades del extremo norte del país (Tumbes, Piura y Lambayeque) en contacto con la ciudad ecuatoriana de Guayaquil, epicentro de la contaminación en el vecino país y favorecido por el intenso flujo transfronterizo de trabajadores peruanos y de migrantes venezolanos. Las ciudades alto andinas, así como las ciudades y pueblos amazónicos permanecieron en un inicio al margen de la epidemia.

Se han planteado diversas hipótesis con el fin de explicar estas marcadas disparidades regionales no sólo en la propagación del COVID-19 sino también de su menor letalidad. Algunos han planteado que la fisiología y el patrimonio genético del hombre andino, acostumbrado a vivir por encima de los 2000 msnm, lo protegía contra el COVID-19 y contra sus manifestaciones más graves.

⁷ Véase también Menezes Filho, Programas sociais e finanças públicas. Valor Opinião (Acesso em 09/09/2020)

FIGURA 3. EVOLUCIÓN DEL NÚMERO DE CASOS, FALLECIDOS REGISTRADOS POR COVID-19 Y DEL TOTAL DE FALLECIDOS (TODA CAUSA) PERÚ 2020.



Fuente: Elaboración propia en base a SINADEF y MINSA. Total de casos y fallecidos en el eje derecho.

3.2 Los factores de vulnerabilidad de la población frente al COVID-19

Mucho se ha insistido, particularmente en los mensajes de prevención, que el COVID-19 no distinguía clases sociales, que podía afectar gravemente a cualquiera, ricos o pobres. Sin embargo, la realidad nos muestra que esto no es así. Si bien se ha destacado en la literatura médica y en los reportes del MINSA la existencia de grupos vulnerables, dicha vulnerabilidad se refiere a la presencia de factores de comorbilidad (obesidad, diabetes, insuficiencia respiratoria, inmunodepresión, etc.) y al género (la proporción de hombres avicina el 70%). Poco o nada se ha evocado en cuanto al papel de las disparidades socioeconómicas generadores de vulnerabilidad frente al COVID-19.

Las medidas de cuarentena afectan directa y principalmente a la población urbana, dos tercios de los cuales son trabajadores informales, ya que la población rural se dedica principalmente a la agricultura y reside en aldeas dispersas, a menudo lejos de la capital del distrito y del departamento. La atención de la política social del Perú se ha centrado hasta ahora en la población rural, cuya incidencia de pobreza es tres veces mayor que la de los habitantes urbanos. Sin embargo, debido a los cambios demográficos vinculados al crecimiento de las ciudades, el número de pobres urbanos supera al de los pobres rurales. La pobreza urbana se concentra en las zonas periféricas, desprovistas de servicios básicos de agua conectada a la red pública y en viviendas pequeñas en donde se hacían los miembros de un hogar. El crecimiento de la población urbana, impulsado por la migración interna y el surgimiento de bolsones de pobreza en las grandes ciudades hace urgente un cambio en la estrategia de la política social que la situación de crisis debido al COVID-19 ha puesto más que nunca en evidencia.

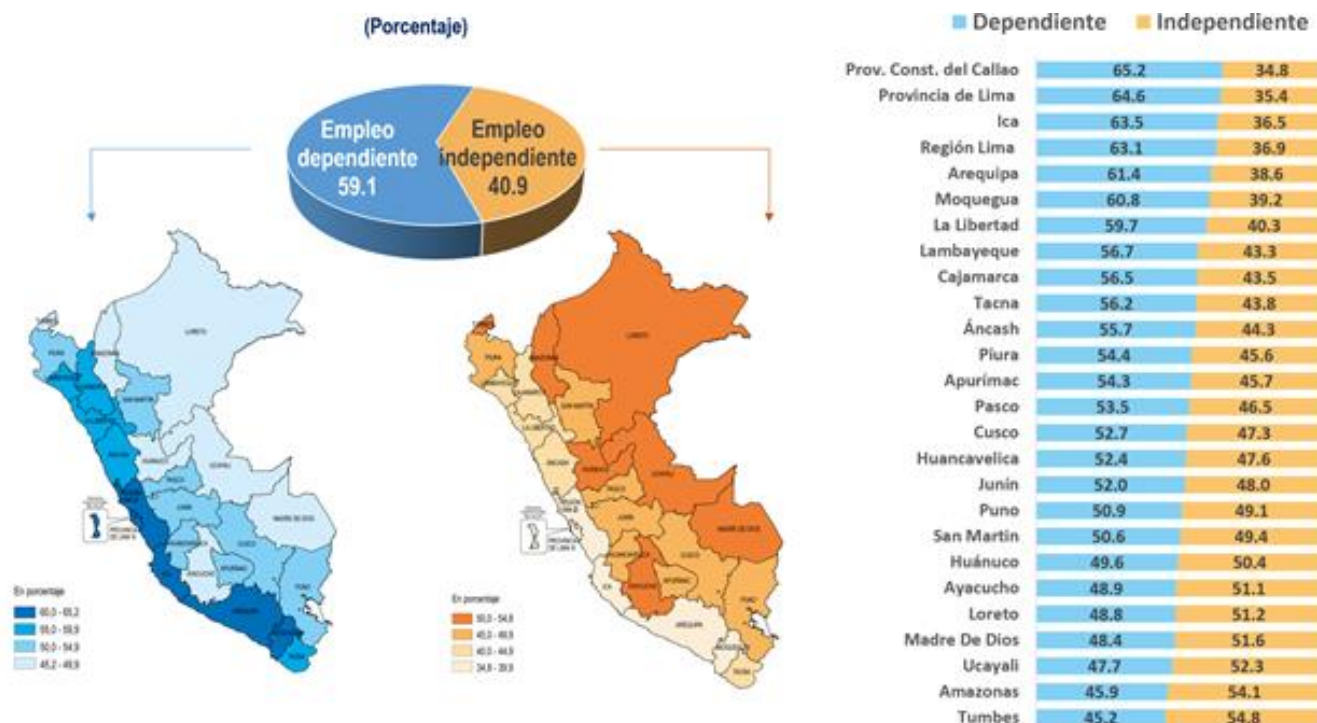
En 2019, a nivel nacional, 2 millones 200 mil personas (el 6.2% de la población) residía en viviendas hacinadas (es decir con más de 3.4 personas por habitación), proporción que es muy variable según regiones. El hacinamiento es mayor en las regiones amazónicas (13.7%), principalmente en Loreto, Ucayali, Amazonas, debido en buena parte a factores culturales (la ‘maloka’, vivienda tradicional de los nativos está compuesta de un gran espacio compartido por toda la familia extendida). En las regiones de la costa, en donde se concentra el 56% de la población, la incidencia del hacinamiento varía entre 1% y 6.4%. En la capital, el hacinamiento en los conos este y cono sur de la ciudad (en donde se registra el mayor número de casos) alcanza un poco más

de uno de cada veinte habitantes. El hacinamiento se combina con otras privaciones ligadas al tipo de empleo (ver enseguida), al tamaño del hogar, la proporción de dependientes, etc. De suerte que su incidencia es casi 4 veces mayor en el caso de hogares pobres respecto a los no pobres (15.5% versus 3.9%). Las medidas de confinamiento y la insuficiencia de la oferta de lugares de cuarentena para los casos sospechosos o confirmados, han expuesto a los hogares con hacinamiento a un mayor riesgo de contagio.

Una de las medidas de prevención, además de mantener la distanciación social y el uso de mascarillas, es el lavado frecuente de manos. Ello ha sido una tarea imposible para hogares que carecen de una conexión a la red pública (el abastecimiento de los camiones cisterna a las periferias pobres se vio muy fuertemente perturbado durante la cuarentena). Así, uno de cada diez habitantes (10.2%) no tiene acceso a agua proveniente de la red pública, debiendo abastecerse mediante camiones cisterna o, en el caso de la población rural, acudiendo a los ríos o manantiales. Más aun, el 14.4% de la población que accede al servicio de red pública no cuenta con un servicio todos los días y el 43% de hogares con servicio todos los días no tienen este servicio las 24 horas del día.

Las características del mercado laboral han jugado un papel sin duda muy importante en la propagación de la epidemia. En el área urbana cuatro de cada diez trabajadores son independientes, es decir, no obtienen un ingreso fijo y regular de una fuente contractual. Sus ingresos provienen de las ganancias de las ventas del día al día de sus micronegocios cuyas principales características son el bajo valor agregado, estar concentrados en las ramas de comercio y servicios, con fuerte inestabilidad de los ingresos y quiebras muy frecuentes.

FIGURA 4. POBLACIÓN OCUPADA URBANA CON EMPLEO DEPENDIENTE E INDEPENDIENTE, PERÚ 2019



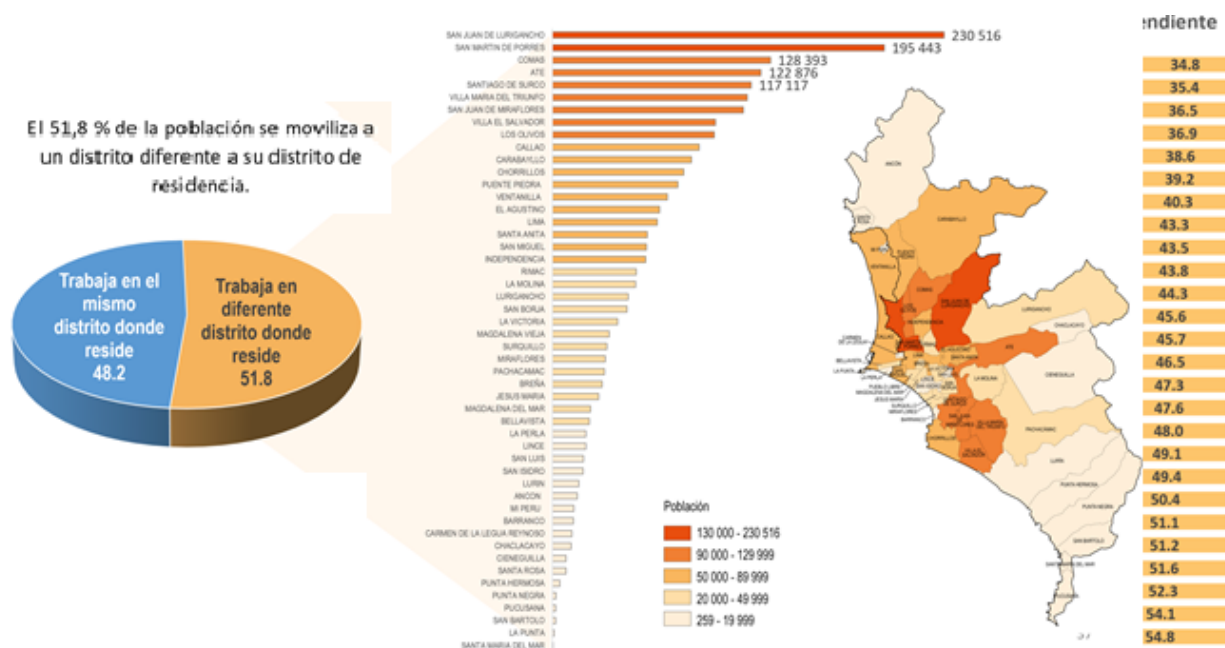
Fuente: Encuesta Nacional de Hogares, INEI, 2019

A mediados del año 2019, cerca de dos tercios (66.1%) de la PEA ocupada urbana era informal y en el mismo periodo de 2020 el porcentaje había aumentado en 1.6 puntos porcentuales. El principal efecto, en el mercado

de trabajo fue en primer lugar una pérdida masiva de los puestos de trabajo (un poco más de 2 millones 400 mil trabajadores solamente en la capital) de los cuales la mitad aproximadamente eran empleos informales. Las tasas de desempleo urbano casi se triplicaron en el segundo trimestre del 2020 respecto a similar periodo del año anterior (de 4.5% a 12.4%). Pero sobretodo, lo que se observó fue una fuerte caída de la población económicamente activa. La tasa de actividad de la población en edad de trabajar se desplomó en el segundo trimestre 2020 respecto a similar periodo en 2019, pasando de 70.4% a 38.6%, es decir un poco más de 6 millones de activos tuvieron que abandonar el mercado de trabajo, forzados por las medidas de confinamiento y prohibición de las actividades económicas no esenciales. El empleo informal, de ser en periodos de crisis un factor de atenuación de los choques macroeconómicos, se convirtió en un factor de vulnerabilidad por dos razones. En primer lugar, al no tener ingresos contractuales, debieron salir muy rápidamente a trabajar, infringiendo las medidas oficiales, para poder obtener un ingreso que les permita cubrir los gastos más indispensables, exponiéndose de esa manera a un mayor número de contactos con potenciales infectados. En segundo lugar, el Bono Familiar Universal implementado por el gobierno tuvo mucho retraso en ser distribuido dada la ausencia de un registro de trabajadores independientes informales.

En las grandes metrópolis, como es el caso de la capital, los lugares en donde se ejerce esos empleos informales son distantes de los lugares de residencia, lo cual obliga a los trabajadores a largos recorridos mediante un sistema de transporte saturado con un importante componente informal en donde no se respetan las normas de seguridad sanitaria. En la capital, un poco más de la mitad (51.8%) de la población ocupada trabaja en un distrito diferente al donde reside. Analizando la distribución geográfica, constatamos que el mayor número de personas que deben efectuar recorridos fuera de su distrito se encuentra en los distritos periféricos más pobres en donde se concentraron los casos de infectados y fallecidos por COVID-19.

FIGURA 5 – POBLACIÓN OCUPADA QUE TRABAJA EN OTRO DISTRITO DEL QUE RESIDE, LIMA 2017



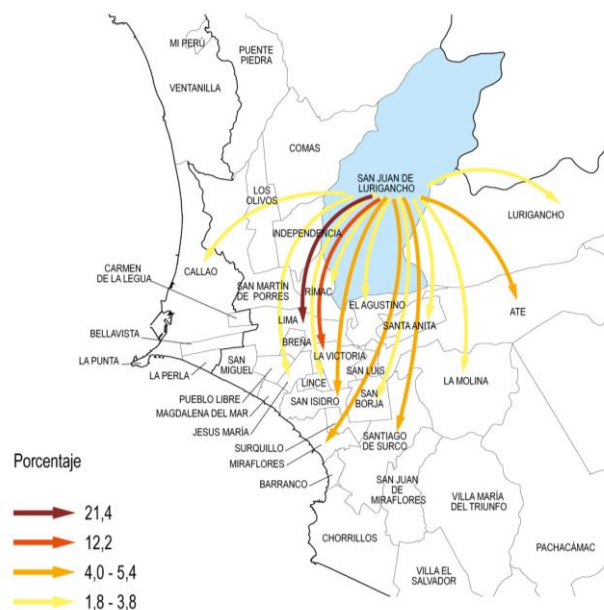
Fuente: Censo Nacional de Población y Vivienda, INEI, 2017

Los distritos en donde se encuentran los empleos informales son los distritos consolidados, modernos, con mayores ingresos promedio, fuerte densidad comercial y financiera, proveedores de empleos de servicios a las personas, vendedores, comerciantes, etc. Los residentes de esos distritos, al contar con ingresos fijos de trabajo asalariado y mayores ahorros, pudieron respetar estrictamente la cuarentena y por ende tuvieron tasas bastante bajas de infectados y fallecidos por COVID-19. Levantadas las restricciones a la movilidad y a la mayor parte de las actividades económicas, la población en los distritos hasta entonces con pocos infectados se vio expuesta a un número elevado de trabajadores provenientes de distritos con altas tasas de contaminación, alimentando así una segunda ola de contaminación y de fallecidos aún más letal.

3.3 Las respuestas sanitarias y de políticas económicas

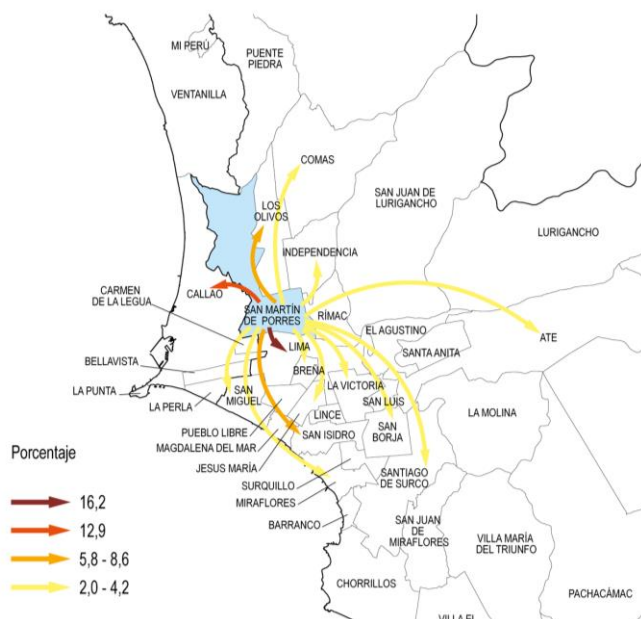
Desde el comienzo de la epidemia, el gobierno peruano tomó rápidamente medidas de restricción cada vez más drásticas: prohibir los vuelos de países con alta incidencia de la epidemia (China, Italia, España, Francia), cerrar fronteras y suspender el tráfico aéreo de pasajeros, prohibir los viajes dentro del país, prohibir las reuniones de más de 300 personas, declaración de estado de excepción, contención obligatoria durante 15 días, y luego prórroga del plazo en dos ocasiones. El objetivo era retrasar en la medida de lo posible el pico de la epidemia para poder aumentar la capacidad de respuesta de un sistema de salud, ya al borde de la saturación, y poder así recibir un mayor número de pacientes COVID-19.

FIGURA 6 – MOVILIDAD POBLACIÓN OCUPADA, SAN JUAN DE LURIGANCHO 2017



Fuente: Censo Nacional de Población y Vivienda, INEI, 2017

FIGURA 7 - MOVILIDAD POBLACIÓN OCUPADA, SAN MARTÍN DE PORRES 2017



Fuente: Censo Nacional de Población y Vivienda, INEI, 2017

La infraestructura sanitaria, a pesar de los esfuerzos realizados (la inauguración de un hospital especializado en la recepción de pacientes que requieren cuidados intensivos y el empoderamiento de la Villa Panamericana - un conjunto de edificios construidos para los Juegos Panamericanos), ha sido insuficiente ante la llegada de la esperada ola de pacientes infectados con COVID-19. Según el Colegio Médico, al inicio de la pandemia en el Perú, sólo se contaba con 500 médicos de intensivistas y tan sólo con 500 plazas en las Unidades de Cuidados Intensivos-UCI (hospitales públicos y clínicas privadas combinadas). Perú tenía una escasez de ventiladores mecánicos (en mayo habían 276 para pacientes COVID-19, 114 de los cuales ya estaban siendo utilizados por estos pacientes) y el personal médico de primera línea estuvo muy expuesto a la contaminación debido al número insuficiente de máscaras, batas, guantes, etc. Se registraba ya entonces 2 médicos fallecidos y 195 médicos que habían sido infectados (11 de ellos en la UCI). En mayo, los pacientes graves COVID-19 ya ocupaban 132 camas en los servicios de la UCI y el rápido aumento del número de casos indicaba que esta capacidad se vería muy pronto superada. La propagación del virus COVID-19 en prisiones sobrepobladas (se registraron motines en la prisión Ancón 1 de Lima y la prisión El Milagro en Trujillo) y en las comisarías ya era una realidad (a partir del 12 de abril había 217 policías infectados, 9 en la UCI, 2 muertos). La rápida progresión del contagio en suelos adecuados significó una saturación más rápida de las camas en unidades de cuidados intensivos.

Otro factor de riesgo ha sido que la epidemia no comenzó al mismo tiempo en las diferentes regiones del país. Con un retraso de unos días o semanas, la epidemia se extendió a los departamentos del norte del país (Piura, Chiclayo) pero también en la Amazonía, donde la infraestructura sanitaria es muy deficiente (4 camas en UCI en Iquitos, la capital del departamento amazónico de Loreto, 357 casos detectados y 5 muertes registradas al 14 de abril). La falta de conexiones directas con la capital (el único medio de acceso es por vía aérea) y la baja dotación de personal médico también suscitaron temores de una expansión incontrolable de COVID-19, la cual afectó (aunque en menor medida gracias a las medidas estrictas de auto confinamiento) a la población amazónica nativa particularmente vulnerable.

El gobierno también puso en marcha un paquete de medidas económicas que implicaron un esfuerzo presupuestario sin precedentes en el Perú (12% del PIB) y en la región para mitigar el shock en los hogares y el tejido productivo. Este esfuerzo fue posible gracias a las reservas fiscales de contingencia acumuladas a lo largo de dos décadas de políticas macroeconómicas muy prudentes, preocupadas por el equilibrio fiscal y al mantenimiento de uno de los ratios de deuda externa más bajos de la región (alrededor de 25 por ciento del PIB).

Las medidas adoptadas para aliviar a los hogares y preservar los puestos de trabajo han sido variadas y los recursos financieros dedicados a este fin han sido de gran magnitud: asignación (bono) de 760 soles para los hogares urbanos en situación de pobreza, y luego ampliado a 800 mil trabajadores independientes urbanos; La posibilidad de retirar hasta el 25 por ciento de los fondos de compensación por tiempo de servicio (CTS) y hasta 2000 soles del fondo de pensiones individual (AFP); Subsidio del 35 por ciento de los salarios de los trabajadores que ganan menos de 1500 soles; inyección de liquidez al sistema financiero mediante la reducción de la tasa de encaje y el tipo de interés a su nivel más bajo, una garantía pública del 98% a los préstamos corporativos por un importe de 30.000 millones de soles.

El 14/4/2020, el gobierno adoptó una medida que permitía la suspensión del contrato de trabajo por 3 meses con el fin de reducir la carga para las empresas que ya no tendrán que pagar salarios. El Estado ha destinado un fondo de 652 millones de soles para apoyar una transferencia de 760 soles por hasta 3 meses para los trabajadores que ganan menos de 2400 soles cuyo contrato será suspendido.

El Bono Familiar Universal

El gobierno peruano pudo aplicar rápidamente (en una semana) un programa de apoyo económico sin precedentes para 2,7 millones de hogares pobres y 760 millones de trabajadores independientes informales (JUNTOS, el mayor programa de transferencias condicionadas en Perú llegó a 700 millones de hogares después de 15 años de existencia). En la aplicación de estas transferencias, el gobierno se ha apoyado en los resultados de las estimaciones del mapa de la pobreza para focalizar a los barrios pobres, además de la focalización individual. En total, se espera que un poco más de 8 millones de hogares se beneficien de transferencias directas de 760 soles.

Si bien la intención política es muy fuerte y los recursos financieros disponibles son considerables, la aplicación de las políticas es mucho más problemática. La epidemia ha puesto de manifiesto la incapacidad del Estado para traducir las decisiones tomadas en acciones concretas. Las debilidades acumuladas del sistema de salud y protección social hacia los hogares pobres y los vulnerables han demostrado ser obstáculos muy difíciles de superar, comprometiendo seriamente tanto el control de la epidemia como la capacidad de sobrevivir en la cuarentena de un segmento muy grande de la población, cuyos gastos esenciales dependen de los ingresos informales obtenidos al día a día.

La contención de la población se volvió cada vez más insostenible a medida que la cuarentena se prolongaba y un gran número de hogares pobres y vulnerables no habían recibido el bono para comprar la canasta de alimentos. Según fuentes oficiales, al 8 de abril, sólo el 66,1% (1 millón 818 mil) de los hogares de los 2 millones 750 mil hogares objetivo del primer bono habían recibido el primer pago. El gobierno anunció el 11 de abril que aquellos que aún no habían recibido el primer tramo recibirían los pagos correspondientes en la primera y segunda quincena. La distribución de Bono a los hogares pobres y vulnerables, a los trabajadores por cuenta propia (con un ingreso de menos de 1200 soles) es difícil de lograr debido en parte a la desactualización de los registros administrativos, a la baja intermediación financiera y a las dificultades

logísticas (la distribución en las ventanillas de los bancos ha causado aglomeraciones de personas, aumentando así el riesgo de contaminación).

Las dificultades en la distribución de la compensación financiera han tenido un impacto directo en el cumplimiento del confinamiento de los trabajadores informales y fueron un factor que contribuyó al empeoramiento de la epidemia. Según las estimaciones del Imperial College de Londres al mes de mayo 2020, en el Perú, probablemente gracias a las muy estrictas medidas de contención, el número estimado de personas que un portador de COVID-19 puede a su vez contaminar (R) era relativamente pequeño (alrededor de 2.0, una de las tasas más bajas de la región). Sin embargo, esta tasa aumentó rápidamente en la medida que los casi 2 millones de hogares (alrededor de 7,5 millones de personas) que no habían recibido el Bono y que ya no tenían dinero (el nivel de ahorro es muy bajo y las posibilidades de ayuda son limitadas porque el shock afecta a toda la población) para comprar lo esencial y que no habían recibido nada del Estado, rompieron la cuarentena para generar ingresos en los mercados y en las calles.

4. Revisión de la literatura

La literatura sobre COVID19 es a la vez muy reciente y abundante. Como resultado, muchos estudios siguen siendo provisionales y no han sido revisados por pares para su publicación en revistas académicas. Es de corte esencialmente epidemiológico en tipo, y en menor medida económico. En este breve examen de la literatura, daremos una visión general muy rápida de algunos de los documentos relativos principalmente a otros países (principalmente algunos países desarrollados), por un lado, y todos los análisis sobre Brasil y Perú, centrándonos en aquellos que adoptan nuestro enfoque basado en datos geográficos.

4.1 Estudios en países desarrollados

Una pregunta común que se plantean las diversas investigaciones que reseñamos es saber en qué medida existe una heterogeneidad en la extensión de la pandemia según ámbitos geográficos y según características individuales de la población, en particular niveles socioeconómicos y etnicidad. La hipótesis de base es que tanto los contagios como los fallecimientos debido al COVID-19 no se distribuyen de manera aleatoria ni entre la población ni en el espacio. Se presume que las desigualdades socioeconómicas, étnicas y espaciales son factores determinantes en la incidencia del COVID-19 en la población.

A nivel internacional, McLaren (2020) analiza las disparidades raciales en la mortalidad por COVID-19 en los condados de Estados Unidos. Este estudio es el más cercano al nuestro en términos del enfoque meso y preguntas de investigación. De una muestra de 3.140 condados, que representan 322 millones de residentes en los Estados Unidos, y mediante la comprobación cruzada de datos de mortalidad (al 19 de mayo de 2020) y los datos del censo, el autor muestra que la proporción de muertes está altamente correlacionada con la proporción de afrodescendientes (y nativos) en el condado, y que esta correlación es sólida ante la introducción de variables de control como la educación, ingresos, tipos de empleos (ocupaciones, viajes relacionados con el trabajo y oportunidades de teletrabajo), así como el beneficio del seguro de salud.

Por su parte, el estudio Brandily et alii. (2020) es probablemente el más ambicioso de los análisis a nivel agregado de los municipios para el caso de Francia. Muestra que la epidemia afecta desproporcionadamente a los municipios más pobres. Entre los posibles mecanismos de transmisión, las condiciones de vivienda degradadas (incluido el nivel de promiscuidad), así como el grado de exposición relacionado con el empleo aparecen como candidatos preferidos. Este trabajo tiene muchas ventajas sobre otros estudios. En primer lugar, la variable de interés no es el número de muertes registradas, cuyos sesgos se reconocen unánimemente (subestimación diferencial según las categorías de población), sino el exceso de mortalidad. En segundo lugar, se basa en un emparejamiento de varias bases de datos particularmente ricas, casi exhaustivas de los 30.000

municipios franceses. Por último, moviliza un enfoque cuasi-experimental (triple diferencia) para estimar el impacto causal de la pandemia.

La dimensión espacial, y en particular la autocorrelación espacial de la incidencia de contaminación y mortalidad debidas al COVID-19 son analizadas por Baum y Henry (2020). Los autores analizan la ‘dependencia espacial’ del COVID-19 a nivel de condado en EE. UU, estudiando tanto el número de casos confirmados como la cantidad de muertes que produce. Además, analizan la relación de los casos confirmados y las muertes con variables socio-económicas, demográficas (etnicidad, sexo, grupo etario, ingreso promedio), y de salud (índices de enfermedades de riesgo, índice de contaminación del aire y cobertura de seguros de salud en el condado). Su estrategia empírica se basa en un modelo de auto-regresión espacial (SAR, por sus siglas en inglés). Sus principales resultados muestran que (1) una mayor cantidad de varones tiene un impacto positivo y significativo en los casos de contagios, y (2) la mayor proporción de grupos étnicos minoritarios (especialmente hispanos y afrodescendientes) tiene un efecto positivo y significativos sobre los casos positivos y las muertes, (3) la relación entre ingreso medio y casos confirmados es negativo y significativo; y (4) la contaminación tiene una relación positiva con los casos confirmados.

La relación entre casos confirmados y muertes con variables de etnicidad y ‘raza’ es profundizada en el estudio de Benítez et al (2020). Este análisis se realiza con mayor nivel de desagregación: nivel ZIP en seis ciudades de EE. UU (Atlanta, Baltimore, Chicago, New York City, San Diego, y St. Louis). Las variables de control son hacinamiento, demografía, estatus socioeconómico, ocupación, modos de transporte, acceso a servicios de salud, oportunidades de largo plazo (movilidad ingresos, y tasa de encarcelación), datos de movilidad e índices de salud de la población. Su método empírico se basa en un modelo de regresión lineal. El análisis concluye con una relación positiva y significativa entre la predominancia de grupos hispanos o afrodescendientes y una alta tasa de mortalidad y contagios.

El papel de las características del entorno residencial de los hogares es analizado por Desmet y Wacziarg (2020) considerando las diferencias espaciales de la variación tanto en casos confirmados como en muertes del COVID-19 entre condados en EE. UU. Las variables escogidas para analizar las disparidades son densidad poblacional (habitantes por kilómetro cuadrado, tipo de área metropolitana –grande, mediana o pequeña-), transporte público, estructura de edad, número de residentes en asilos, cantidad de aeropuertos internacionales, adicionalmente, analiza la orientación política (concretamente, los estados en los cuales D. Trump obtuvo más votos en el 2016). El método empírico se base en un modelo epidemiológico de regresión SIRD. Los resultados muestran que, estadísticamente, la cantidad de casos de COVID-19 están positiva y significativamente relacionados con los índices de densidad poblacional del condado, así como con la proporción de la población que utiliza el transporte público. Por otro lado, la estructura etaria, en este caso medida como proporción de la población mayor a 75 años, no presenta un patrón claro en relación a la tasa de mortalidad del COVID-19. Sin embargo, la tasa de población que reside en asilos si presenta una relación positiva y significativa con las muertes a causa del COVID-19; finalmente, la presencia de grupos raciales minoritarios (hispanos y afroamericanos) tienen un relación positiva y significativa con los casos positivos y muertes por COVID-19.

Las consignas y recomendaciones de distanciamiento social no se traducen necesariamente en una menor tasa de contaminación e incidencia de mortalidad. Ello depende, entre otros, de en qué medida dichas consignas y recomendaciones fueron respetadas. Más allá de las motivaciones y comportamientos individuales, el control social puede jugar un papel importante en el respeto de las medidas de distanciamiento social. Ding et al (2020) analiza la respuesta de los condados a las recomendaciones de distanciamiento social en los condados de EE.UU. Con dicho fin analiza el capital social de los condados, específicamente evalúa (1) la frecuencia de actividades sociales sucedidas en el condado (cantidad de organizaciones religiosas, no-religiosas sin fines de lucro, grado de participación en actividad informales); y (2) compromiso de los individuos con las instituciones sociales (medido como porcentaje de personas que donan sangre, participación en los comicios electorales).

El grado de cumplimiento de las ordenes de distanciamiento social es medido por datos de movilidad recopilados de los celulares. El método empírico se basó en un modelo de regresión lineal. Los resultados enfatizan que la ‘sensibilidad’ a las restricciones de distanciamiento social es débil en condados en los cuales las actividades sociales tienen un rol importante, y fuerte en condados donde hay mayor compromiso social.

4.2 Análisis de COVID-19 en Latinoamérica

En el caso brasileño, todavía hay pocos y pocos estudios. En un artículo publicado en *The Lancet*, Baqui et alii. (2020) buscan identificar los factores de riesgo individuales asociados con la mortalidad por COVID-19. Para ello, utilizan la base de datos nacional SIVEP-Gripe, que asigna a cada paciente hospitalizado una serie de características socioeconómicas: edad, sexo y región, pero también y más original: color de piel según la tipología del ACTUAL IBGE en Brasil, y factores de comorbilidad. En esta base de datos, 19,940 pacientes dieron positivo. Debido a un gran número de no respuestas, el análisis cubre en última instancia una muestra de 6,882 pacientes para los que los autores tienen todas las variables. Comparan el perfil diferencial de los fallecidos (3,254) y los que sobrevivieron (3,628) al 4 de mayo de 2020. Más allá de los factores convencionales (edad, comorbilidad), su principal resultado es el riesgo de mortalidad, estimado a partir de un modelo Cox, por el color de la piel y la región. Siendo las demás cosas iguales, la población clasificada como pardos y negros tienen un 45% y un 32% más riesgo de morir que los blancos. Los estados del norte del país también se ven más afectados. El estudio McMaren (2020) considera diversos factores para controlar el efecto del grupo étnico, factor importante en el caso brasileño en donde el color de piel ha sido igualmente identificado como uno de los factores de riesgo tanto en la contaminación como en el fallecimiento por COVID-19.

Esos resultados son corroborados por otro estudio que utiliza una base de datos distinta. En una nota técnica, un grupo de investigadores de PUC-RJ analiza las dimensiones socioeconómicas de la tasa nacional de mortalidad de casos (Batista et al., 2020). De una muestra de 44.000 pacientes que sufren del Síndrome Respiratorio Agudo (SRAG) y confirmada COVID19, tomada de datos del Ministerio de Salud a partir del 18 de mayo de 2020, identifican una submuestra de 30,000 pacientes que se recuperaron o murieron. Basado en tablas cruzadas simples, el estudio muestra que la tasa de casos aumenta con la edad. También es más alto en negro e pardos, así como en personas con bajos niveles de educación. Por último, la tasa de casos es mayor en los municipios más pobres (según el ranking IDHM de 2010). El efecto del color de la piel se comprueba a cualquier edad y nivel de educación. Una debilidad del estudio es que el universo de la población estudiada se limita a los pacientes diagnosticados y que fueron atendidos por el sistema de salud. Dicha muestra presenta sesgos múltiples: no todas las personas que necesitan atención acuden/acceden a los establecimientos de salud; entre aquellas que acuden, los individuos más pobres tienden a estar subrepresentados, etc.

Además de los estudios cubiertos a nivel nacional, otros se centran en conjuntos más pequeños. Por ejemplo, Miranda y sus coautores (2020) están interesados en los aspectos socioeconómicos de la propagación de COVID19 dentro de la ciudad de Río. La nota clasifica a los barrios por quintil del índice de desarrollo social (IDS), calculado a partir de los datos del Censo de 2010 y analiza la distribución de las tasas de infección, mortalidad y letalidad sobre la base de los datos disponibles al 13 de junio de 2020 (43,000 casos y 7,000 muertes). Las estadísticas descriptivas muestran que la tasa de infección se ha extendido gradualmente de los barrios ricos a los otros. Muestra que la tasa de casos es más alta en los barrios pobres (independientemente de la edad de los residentes), pero que la tasa de mortalidad varía poco según los quintiles de la IDS. Incluso tendería a ser superior en vecindarios más favorecidos.

De una manera más fina a nivel espacial, Martins-Filho et al. (2020) estudian la relación entre condiciones de vida y la tasa de letalidad del COVID-19 en los barrios que componen la municipalidad de Aracaju, en el estado de Sergipe, Noreste de Brasil. La tasa de letalidad del COVID-19 es representada por el número de

muerter por casos confirmado de COVID-19 en cada barrio; mientras que la variable condiciones de vida es aproximada por el índice LCI (índice de condiciones de vida propuesto por Carvalho et al. (2020)) el cual contiene 3 características: educación (porcentaje de hogares cuyo jefe es analfabeto), ingreso (proporción de hogares que ganan menos que la cuarta parte del salario mínimo) y hacinamiento (proporción de hogares en aglomerados en viviendas subnormales-chozas, lotes irregulares, palafitos, etc.). El método empírico se basa en la prueba de Cochran–Armitage. Los resultados muestran que existen una correlación positiva entre casos confirmados de COVID-19 y condiciones de vida. Sin embargo, cabe notar que una correlación negativa entre tasa de letalidad y las condiciones de vida significa que en los barrios ‘ricos’ la propensión de contagio es mayor pero la tasa de mortalidad es menor relativa a la de los barrios ‘pobres’.

Las desigualdades socioeconómicas pueden tener un impacto no sólo en la probabilidad de contagio sino también en la probabilidad de sobrevivencia una vez hospitalizada la persona que logró acudir a un hospital. Baqui et alii. (2020), consideran su estudio como el más completo en términos de supervivencia en COVID19 de pacientes hospitalizados y el único que se ocupa de la cuestión étnica. Si bien el análisis tiene la gran ventaja de medir con precisión los factores individuales relacionados con el color de la piel, sufre de una serie de debilidades, y ante todo la fuerte atrición de la muestra tratada (65%), que difícilmente puede ser considerada como aleatoria. Además, no tiene en cuenta los factores comunitarios de la pandemia.

Como mencionamos en la introducción, la posición de las autoridades políticas y sanitarias de un país pueden tener un fuerte impacto sobre la incidencia del COVID-19 y ello por medio de dos canales: las consignas son contrarias o favorables al distanciamiento social y la protección personal (obligación de portar mascarillas) y, por otra parte, el respeto de dichas medidas por parte de la población puede también variar según los contextos sociales y políticos. En el caso de Brasil (en contraste con el caso peruano) se trata de un estado federal en donde las autoridades locales son susceptibles de tomar medidas contrarias a las del gobierno central. Argentieri Mairani et al. (2020) analizan el efecto de la actitud del presidente Bolsonaro y las protestas populares que ha provocado durante la pandemia. Los autores realizan un análisis de diferencias en diferencias de los municipios más pro-presidente (más del 50% de votos obtenidos en la primera ronda de las elecciones de 2018) y los que lo son menos, antes y después de las protestas del 15 de marzo de 2020. De los 1,050 municipios que registraron al menos un caso de COVID antes del 15 de abril, 250 experimentaron protestas. Los autores probaron varios indicadores de impacto COVID (incluyendo el exceso de hospitalizaciones y el exceso de mortalidad). Esta experiencia natural muestra que los municipios en donde han ocurrido manifestaciones registran más hospitalizaciones y muertes. Este efecto se debe tanto a la promiscuidad en los mítines como a actitudes más laxas con respecto a las instrucciones de distanciamiento social que siguen a los discursos presidenciales.

En el caso de Brasil, las distintas medidas de distanciamiento han variado de un estado al otro y las consignas de inmovilidad han sido respetadas en diversa medida por las respectivas poblaciones. Con el fin de analizar el impacto de ambas dimensiones, Daniel, J. et al. (2020) evalúan el efecto de 547 medidas de distanciamiento implementadas por los diferentes niveles del gobierno brasileño. La variable analizada es la tasa de transmisión del COVID-19 y las variables explicativas son un índice de rigurosidad, compuesto por las distintas medidas de distanciamiento implementada en cada estado y el índice de movilidad dentro de cada estado. El método empleado tiene dos etapas (1) un modelo SEIR para estimar la tasa de transmisión, y, (2) un modelo de regresión lineal, para estimar los efectos de las políticas de distanciamiento y el índice de movilidad sobre la tasa de transmisión. Los resultados muestran que tanto las políticas de distanciamiento como el índice de movilidad tiene efectos negativos sobre la tasa de reproducción, pero el índice de movilidad presenta un mayor impacto.

Otra línea de investigación la constituyen los estudios en corte transversal comprendiendo un número más o menos grande de países de la región o de diferentes continentes. Este enfoque nos permite indagar las

especificidades nacionales en relación con la pandemia. Este es el caso del estudio de Bargain y Aminjonov (2020), quienes analizan la relación entre pobreza y la posibilidad de contagiarse de Covid-19 utilizando los datos de Egipto, Kenia, Nigeria, Sudáfrica, Argentina, Brasil, Colombia, México y Perú. La variable analizada en la medida de movilidad a nivel departamental, mientras que las explicativas son proporción de población pobre dentro de cada provincia (esta variable interactúa con una variable binaria cuyo valor es 0 antes de la pandemia y 1 en la pandemia), y un conjunto de variables de efectos fijos regionales. El método empírico empleado es un modelo de diferencias en diferencias. Para la analizar la relación entre movilidad y pobreza utilizan 3 formas de especificar la variable pobreza: binaria (se establece un umbral de pobreza bajo la cual se especifican a regiones pobres y no pobres), continua (proporción de la población bajo condición de pobreza), y tres, distinguir entre pobreza y pobreza extrema. Los resultados indican que, utilizando la variable binaria, la movilidad en los departamentos pobres incremento 4% con respecto al periodo pre-pandemia; en el caso de los pobres extremos la movilidad se incrementó 7%; mientras que, en el caso de la variable continua, por cada 1% de población pobre, la movilidad incrementó 0.3%.

Un enfoque para la región es adoptado por Gonzales-Bustamante (2020) al analizar los determinantes que precipitaron las políticas de distanciamiento social (asociados a una estrategia de supresión) en 8 países sudamericanos (Argentina, Bolivia, Brasil, Chile, Colombia, Paraguay, Perú, y Uruguay). La variable analizada fue la implementación de estrategias de supresión entre 26 febrero y el 30 de abril del 2020, mientras que las variables explicativas fueron el gasto corriente en salud per cápita (factor relacionado a la provisión de bienes públicos), el índice de grado de democracia (factor relacionado a la capacidad de coordinación para la acción conjunta del estado), número de casos, y número de camas del hospital (factor relacionado a la capacidad para evaluar riesgos y vulnerabilidad). El método empírico se basó en un modelo de riesgo de Cox. Los resultados muestran que la variable como mayor impacto estadístico son las relacionadas a la capacidad de evaluar y gestionar riesgos.

Un análisis comparativo es también adoptado por Acosta (2020) quien utiliza, al igual que Daniel, J. et al. (2020), un índice de rigor de las medidas restrictivas a la movilidad y protección. Para ello analiza la evolución de la pandemia en los primeros 90 días y la relación de dicha evolución con las medidas de salud pública, características demográficas, sanitarias y sociales en 18 países latinoamericanos (Argentina, Bolivia, Chile, Colombia, Costa Rica, Cuba, Ecuador, El Salvador, Guatemala, Haití, Honduras, México, Nicaragua, Panamá, Paraguay, Perú, R. Dominicana, Uruguay, y Venezuela). Las variables dependientes analizadas fueron dos: casos nuevos de COVID-19 diarios y tasa bruta de mortalidad diaria; las variables explicativas fueron: medidas de política (índices de rigor de la políticas implementadas), salud (números de camas disponibles en los centros de salud, prevalencia del diabetes, esperanza de vida), demográficos (tamaño de población, porcentaje de la población que reside en áreas urbanas, porcentaje de población mayor a 65 años), sociales (proporción de población con empleo vulnerable, porcentaje de población que vive en condiciones de pobreza, y porcentaje de población que vive con servicios básicos). El método empírico empleado es una regresión joinpoint. Los resultados indican que la tasa bruta de mortalidad está asociada al tamaño de la población, el nivel de urbanización, la pobreza, la prevalencia de diabetes y el número de camas hospitalarias disponibles. Más importante aún, los resultados obtenidos muestran que los dos países que adoptaron las medidas más laxistas (México y Brasil) fueron también aquellos en donde el índice de rigor tuvo un impacto en la incidencia del COVID-19.

La pandemia del COVID-19 ha tenido impactos directos y diferenciados según factores socio-económicos. Las medidas de restricción a las actividades económicas han tenido a su vez un impacto sobre las condiciones de vida y la desigualdad, ahondando las brechas pre-existentes. En esta línea, Lustig et al. (2020) analizan los efectos de las políticas de restricciones de movilidad (cese de actividades laborales, recreativas, comerciales, etc.) sobre la pobreza, desigualdad y movilidad de ingresos en 4 países latinoamericanos (Argentina, Brasil,

Colombia, y México). Con dicho fin los autores analizan el ingreso de los hogares utilizando las encuestas de hogares, el medio que afecta a los ingresos son los sectores en los cuales trabajan los miembros del hogar. El método empírico se basa en un modelo de micro-simulación. Los investigadores concluyen que la clase media es la más afectada en los 4 países. Puntualmente, la pobreza incrementa en 7.2, 6.4, 6.1 y 6.4 en Argentina, Brasil, Colombia y México respectivamente; además, no encuentran diferencias entre los hogares con jefes de hogar mujeres o varones. Para el caso brasileño, los grupos más afectados fueron los afrodescendientes e indígenas; sin embargo, fueron los grupos a los cuales la ayuda social se efectuó de manera más rápida. Por último, la ayuda social tuvo los efectos esperados en Argentina y Brasil, y menor medida en Colombia.

El enfoque de micro simulación como el empleado por Lustig et al., tiene la ventaja de paliar a la ausencia de datos para el periodo de la pandemia en donde el confinamiento significó una ruptura o un cambio importante en las modalidades de colecta de la información a través de las encuestas a hogares. Sin embargo, adolecen de no considerar los efectos indirectos, a través de la demanda agregada o a través de los desequilibrios sectoriales de la oferta y la demanda. Tratando de subsanar esta debilidad, en el caso del Brasil, Cereda et al. (2020) analizan los efectos del contexto provocado por el COVID-19 sobre el ingreso, empleo y pobreza. Con dicho fin los investigadores emplean un modelo de equilibrio general computable. De acuerdo a sus resultados el ingreso del hogar en promedio se puede reducir en 7.6%; sin embargo, esta reducción es desigual, pues tanto el segundo como el tercer quintil tendrían una mayor reducción (el choque es crecientemente desigual). Además, estiman que 8.4 millones de personas pueden caer en la pobreza si no se implementa una política de transferencia.

5. Estrategia empírica

Para responder a la pregunta de investigación, el análisis emplea un conjunto de medidas de relación espacial entre las dimensiones de interés sobre la base de los datos armonizados de Perú y Brasil a niveles subnacionales. Así, se hace uso de un conjunto de indicadores de relación y heterogeneidad espacial locales y globales entre los niveles de sobremortalidad subnacionales, la información proveniente de censos de población y los cambios de movilidad usando información de GranData. La granularidad de las bases de datos, nos permiten tener un análisis en áreas menores con una frecuencia temporal bastante desagregada. Sin embargo, la propia definición de la variable de movilidad recolectada por GranData⁸ nos restringe a estudiar esta relación a nivel de provincias para Perú.

Para comprender la relación entre variables de bienestar y sobremortalidad, se utiliza los datos publicados por el INEI en el último Mapa de Pobreza 2018 (INEI, 2020) y Mapa de Vulnerabilidad (INEI, 2020). Para el caso brasileño se emplean las tasas de beneficiario del Auxilio Emergencial a nivel municipal como aproximación de la incidencia de pobreza municipal.

El segundo componente de la metodología emplea un análisis inferencial mediante una especificación de estudio de eventos. Para este componente, se entiende municipios y distritos como equivalentes dado que son nuestra menor unidad de agregación geográfica a analizar. El análisis explota el anuncio inicial de restricción de movilidad para evaluar los efectos sobre la sobremortalidad a nivel de distritos y municipios de Perú y Brasil, respectivamente. Se comienza por estimar un modelo de estudio de eventos semanal para verificar el supuesto de tendencias paralelas antes de la intervención y examinar el momento en que se producen los impactos de la cuarentena. La ecuación por estimar es:

⁸ Esta variable se recolectó basándose en cambios relativos de movilidad en el segundo nivel de desagregación subnacional (provincias para Perú y municipios para Brasil) respecto a una fecha base.

$$y_{rad} = \sum_{t=-10}^{14} \beta_t \mathbf{1}(\text{Semana } \tau)_d \times \text{Ano2020}_a + \psi_{ra} + \delta_{r,semana} + \theta_{r,diadesemana} + \epsilon_{rad} \quad (1)$$

donde la variable de resultado Y_{rad} corresponde al indicador de sobremortalidad (indicador que presenta menores problemas de subregistro), en el municipio r , para el día d en el año a . Este indicador se toma en valores de la función hiperbólica inversa seno, lo cual permite estimar el efecto en términos porcentuales y, a diferencia del logaritmo natural, está definida en cero.

La función indicadora $\mathbf{1}(\text{Semana } \tau)_d$, que corresponde al vector de variables de interés, toma el valor de 1 si el día d está en la semana τ . La variable Ano2020_a es una variable indicadora que toma el valor de 1 para las observaciones que se encuentran en el año 2020 y 0 para aquellas del 2019. Se definen semanas con comienzo en lunes, con la semana 1 como el primer lunes de cada año. La muestra está restringida a las semanas 2 a la 35 del 2019 y 2020, llegando la última semana del 2020⁹. Se toma como categoría base la semana 11 pues es la semana previa al periodo de cuarentena decretada en el 2020 considerando que ambos países entraron a ella en la quincena de marzo. Así, el periodo de tiempo pre-evento va desde la primera semana calendario de enero con siete días completos hasta el 15 de marzo y el post evento desde el 16 de marzo hasta el 30 de agosto. De esta forma, la serie de coeficientes β_t nos permitirá trazar los cambios mensuales en el número de muertes durante las semanas posteriores a la cuarentena en relación a las muertes del 2019.

Para lograr una comparación entre las mismas unidades, en nuestro caso distritos-semanas, se incluye un conjunto de efectos fijos a distinto nivel a fin de controlar múltiples niveles de estacionalidad, a saber: efectos fijos a nivel de municipio-año (ψ_{ra}), municipio –semana ($\delta_{r,semana}$) y municipio-día-de-semana ($\theta_{r,diadesemana}$). Estos permitirán absorber tendencias específicas por municipio en la mortalidad a través de años, semanas y días de la semana; respectivamente. Con ello, la comparación resultante se interpreta a nivel de municipio-semana entre 2019 y 2020; y la serie de coeficientes β nos permite trazar los cambios semanales en el número de llamadas durante los días posteriores a la cuarentena en 2020 con relación al año previo.

Finalmente, se extiende el modelo para obtener interacciones de las variables de interés con el índice de movilidad de GranData. Dada la construcción de esta variable, no es posible hacer comparaciones entre municipios ni a nivel país, pues esta ha sido recogida como cambios relativos del segundo nivel de desagregación administrativa. Por ello, y sacando provecho de los tres niveles de desagregación en el caso peruano, se realiza el análisis para tres provincias seleccionadas que mostraron diferencias importantes en su dinámica de contagios por la enfermedad. Para ellas, se estima la siguiente ecuación,

$$y_{rad} = \sum_{t=-2}^{14} \beta_t \mathbf{1}(\text{Semana } \tau)_d \times \text{Ano2020}_a + \sum_{t=-2}^{14} \beta_t^{mov} \mathbf{1}(\text{Semana } \tau)_d \times \text{Ano2020}_a \times \text{Movilidad}_{rd} + \psi_{ra} + \delta_{r,semana} + \theta_{r,diadesemana} + \epsilon_{rad} \quad (2)$$

La ecuación (2) es idéntica a la previa exceptuando la adición del término de interacción del vector de parámetros de interés con la variable de movilidad. Asimismo, resulta necesario delimitar la muestra a tan solo tres semanas previas al inicio de la cuarentana dado que se cuenta con la variable de movilidad sólo desde esa fecha. Esta estimación permite capturar impactos heterogéneos de la cuarentena sobre la sobremortalidad generados por los diferentes niveles de cumplimiento de las restricciones de movilidad. Para ambos modelos, los errores estándares, intervalos de confianza y p-values serán corregidos por clusters a nivel de distrito. Los modelos que encuentran impactos heterogéneos por variables a nivel de individuo (i.e. género, edad) se estiman

⁹ Se descartó la semana 1 pues esta tenía un distinto número de días para cada año.

mediante interacciones. Aquellos efectos heterogéneos para variables de mayor agregación como distrito (i.e. pobreza, clase media, IDH, etc.) se estiman mediante submuestras.

6. Fuentes de información

Para el caso peruano, la fuente de información de mortalidad es el Sistema Informático Nacional de Defunciones (SINADEF), el cual se encuentra bajo jurisdicción del ministerio de salud y mantiene libre acceso a los datos¹⁰ de personas fallecidas. La finalidad de este registro es proveer a la comunidad científica insumos para la elaboración de análisis de los efectos del COVID-19 sobre distintas dimensiones. El portal se lanzó el 21 de mayo y se actualiza diariamente.

La base del SINADEF contiene datos defunciones de todo el país e incluye las defunciones fetales, defunciones generales, y antecedentes de la enfermedad que causó la defunción. La base de datos es de tipo ‘panel’ cuya variable de identificación es el individuo y la variable temporal es el día. Asimismo, los datos están georreferenciados, pues incluyen el distrito de residencia del fallecido, lo que permite la agregación de los datos a nivel distrital en frecuencia diaria.

Adicionalmente, se emplearon las variables de población según área de residencia y personas mayores de 50 años provenientes del Censo de Población y Vivienda 2017 mientras que los niveles de pobreza y vulnerabilidad fueron obtenidos de los respectivos mapas distritales elaborados por el INEI.

Para el caso brasileño, la base de datos empleada fue la obtenida del Portal de Transparencia de Registro Civil (Portal da Transparência do Registro Civil). Esta base, trabajada por el grupo Infovid y hecha pública en GitHub¹¹ provee información sobre las muertes diarias a nivel municipio con la finalidad de evitar que la página oficial¹² colapse debido a las constantes descargas. El motivo principal del uso de esta fuente es producto de los defectos de la base DATASUS¹³ (base de datos principal del registro de muerte brasileño), manejada por el ministerio de salud. Esta base no registra muertes en tiempo real y, a la fecha, presenta los datos de muertes solo hasta el 31 de diciembre del 2019.

TABLA 2 - ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS, 2019-2020

Variable	Observaciones	Media	Desviación Estándar	Min	Max	Frecuencia
Panel A. Perú						
Muertes No Violentas por cada 1000 habitantes	1,178,746	0.22	1.17	0	58	Diaria
Exceso de Muertes No Violentas por cada 1000 habitantes	11,244	0.18	0.71	-6.29	13.04	Mensual
Movilidad en municipios	9,087	1.51	9.49	-1.00	234.00	Mensual
Incidencia Pobreza municipal	1,874	34.13	16.92	0.05	81.30	Censal 2017
Clase Media distrital	1,874	24.07	18.69	1.32	99.45	Censal 2017
Vulnerabilidad distrital	1,874	41.81	9.37	0.50	71.32	Censal 2017
Porcentaje población 65+ años en el municipio	1,874	13.55	5.98	1.58	41.30	Censal 2017
Porcentaje población en áreas urbanas	1,874	0.55	0.30	0.02	1.00	Censal 2017

¹⁰ Dirección web de muertes SINADEF: <https://www.datosabiertos.gob.pe/dataset/informaci%C3%B3n-de-fallecidos-del-sistema-inform%C3%A1tico-nacional-de-defunciones-sinadef-ministerio>

¹¹ Dirección web de datos: <https://github.com/capyvara/brazil-civil-registry-data>

¹² Dirección web: <https://transparencia.registrocivil.org.br/>

¹³ Dirección web: <http://www2.datasus.gov.br/>

Panel B. Brasil						
Muertes No Violentas por cada 1000 habitantes	205,380	6.80	19.46	0	419	Diaria
Exceso de Muertes No Violentas por cada 1000 habitantes	29,898	0.06	0.41	-29.22	3.87	Mensual
Movilidad en municipios	29,898	0.87	6.61	-0.99	692.00	Mensual
Incidencia Pobreza municipal	4,983	21.89	17.26	0.19	73.88	Censal 2010
Vulnerabilidad municipal	4,983	42.59	21.96	1.97	90.45	Censal 2010
Porcentaje población 65+ años en el municipio	4,983	8.38	2.37	1.46	19.82	Censal 2010
Porcentaje población en áreas urbanas	4,983	0.66	0.21	0.04	1.00	Censal 2010

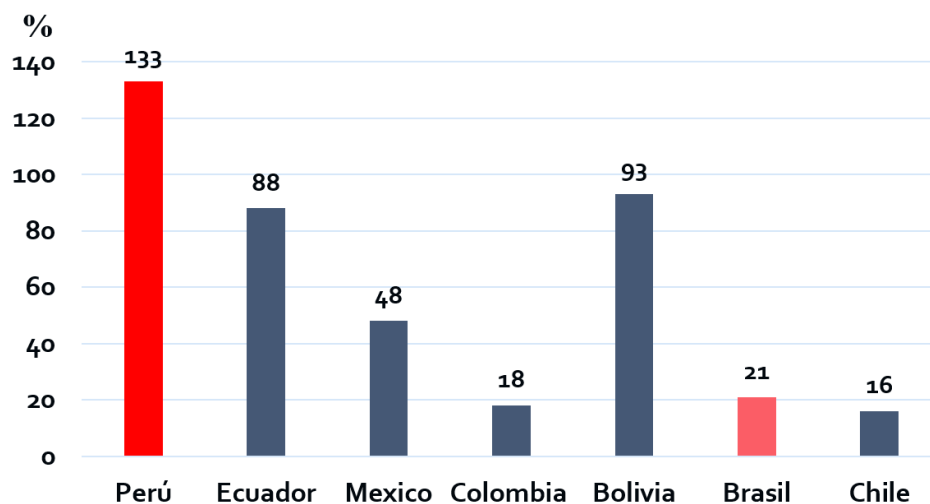
Nota: Exceso de muertes no violentas por cada 1000 habitantes es el resultado de la resta entre las muertes en el mes 't' en el distrito 'i' en el año 2020 y el promedio de los muertos en el mes 't' en el distrito 'i' entre los años 2018 y 2019. Incidencia de Pobreza distrital es la proporción de personas dentro del distrito bajo la línea de pobreza. Vulnerabilidad distrital porcentaje de personas que viven sobre la línea de pobreza pero que tienen alta probabilidad de caer en situación de pobreza en Perú, mientras que para Brasil se define como proporción de habitantes cuyo ingreso familiar per-cápita mensual es menor que el salario mínimo (R\$ 255). Clase media distrital es el porcentaje de población que no se encuentran ni en situación de pobreza ni vulnerabilidad. Fuentes: SINADEF (2020), INEI (2018), CPV (2017), Portal de Transparencia de Registro Civil (2020), IBGE (2010). Elaboración propia.

Sobre ello, Fujiwara (2020) formula 4 advertencias sobre la fuente de datos del Portal de Transparencia de Registro Civil: (1) los datos publicados con temporalidad de 15 a 20 días previos no son confiables, (2) la base se encuentra en constante actualización, (3) la base sólo incluye muertes por causas naturales o 'no-externas' y (4) hay una importante diferencia entre dicha base y DATASUS, lo cual puede ser debido al fuerte subreporte en áreas rurales.

Una limitación de esta base es que las muertes corresponden sólo a ciudades cuya población es igual o superior a los cien mil habitantes. Por tanto, la muestra contiene 315 de los 5570 municipios de Brasil; lo cual representa el 56.8% de la población total del país.

Para ambos casos, es crucial utilizar la mortalidad general como medida de resultado pues el subregistro puede ser un problema muy importante, relacionado además a condiciones de bienestar que analizamos. Asimismo, estas tasas de error de medición pueden no ser constantes en el tiempo ni entre países. La Figura 8 nos muestra que los niveles de subregistro son bastante distintos en los países de la región, siendo el Perú el país en donde el subregistro es el más alto (133%) mientras que el caso de Brasil el subregistro es más de 6 veces inferior (21%). El uso de los datos de SINADEF de exceso de defunciones (todas causas) se justifica plenamente mientras que en el caso de Brasil los sesgos son bastante menores.

**FIGURA 8. SUBREGISTRO DE CIFRAS OFICIALES FALLECIDOS COVID-19
(SOBREMORTALIDAD/CIFRA OFICIAL FALLECIDOS COVID-19)**



Nota: los periodos varían según los países. Fuente: New York Times 17/12/2020

La Figura 9 nos da pistas de la variación en el tiempo de la importancia del subregistro para el caso peruano. Durante el pico de la primera ola se observó el valor máximo (una sobremortalidad 4 veces superior al registro oficial de fallecidos por COVID-19), proporción que disminuye a medida que el número de fallecidos se reduce. Los principales estadísticos descriptivos para las variables empleadas se pueden encontrar en la Tabla 2.

**FIGURA 9. SUBREGISTRO EN LAS CIFRAS OFICIALES DE FALLECIDOS POR COVID-19, PERÚ
(SOBREMORTALIDAD/CIFRA OFICIAL FALLECIDO COVID-19)**



Fuente: SINADEF. Elaboración propia.

7. Resultados

La siguiente sección se divide en un primer inciso correspondiente al análisis espacial de los datos de mortalidad y su correlación con las variables de interés de pobreza y movilidad. El segundo inciso presenta los resultados de las estimaciones de estudio de eventos y los distintos impactos heterogéneos calculados. El análisis espacial se realizó con datos que van de enero a diciembre en el caso del 2019 y de marzo a setiembre para el 2020.

7.1 Análisis espacial: Perú

A fin contextualizar el ingreso del virus al país y la dinámica de contagios, la Figura 11 muestra el cambio en el indicador de exceso de muertes no violentas para inicios de la cuarentena hasta el final de nuestra serie de datos, a nivel de distritos. En general, el crecimiento del exceso de muertes es notorio a partir del mes de mayo, el cual continúa diseminándose a lo largo del territorio Tal como se observa también en la Tabla 3, conforme avanzan los meses, son cada vez más los distritos con exceso de mortalidad y los rangos de excesos de muertes de superiores se incrementan hasta casi tres veces en comparación con los de marzo (Tabla 1).

El análisis gráfico permite identificar una concentración de sobremortalidad respecto al 2019 muertes en la costa, alrededor de Lima, la cual se va expandiendo a lo largo de todas las regiones costañas. Ello se condice con las premisas de que el “virus ingreso por la capital” y se expandió en el territorio. Es importante resaltar el fuerte efecto sobre la mortalidad que se da a mitad de la cuarentena en regiones de la selva. Ello guarda relación con la fuerte tasa de mortalidad encontrada en el estudio de eventos en la provincia de Maynas.

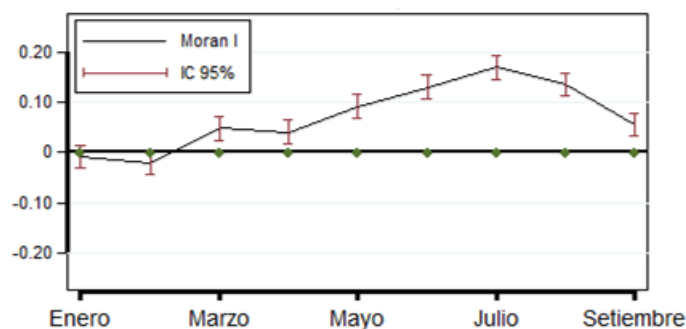
TABLA 3 - PORCENTAJE DE DISTRITOS SEGÚN RANGO DE EXCESOS DE MUERTES POR MES

Exceso de muertes por cada mil habitantes	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto
[5 - 15]	0.0%	0.0%	0.2%	0.1%	0.3%	0.4%
[1 - 5]	3.1%	3.7%	8.6%	9.2%	12.8%	13.3%
[0.5 - 1]	6.9%	5.9%	10.5%	13.1%	15.7%	17.5%
[0.25 - 0.5]	6.9%	9.4%	11.2%	12.1%	12.8%	15.0%
[0.01 - 0.25]	20.4%	19.3%	18.5%	17.0%	17.0%	15.6%
[0.00 - 0.01]	17.9%	17.9%	16.3%	15.5%	14.2%	12.1%
(%) de distritos con exceso de muertes positivo	55.3%	56.2%	65.3%	67.0%	72.8%	73.8%

Fuente: SINADEF (2020). Elaboración Pro

Con la finalidad de verificar el carácter espacial de la propagación de la pandemia, se estima en la **Erreur ! Source du renvoi introuvable.** el Índice de Moran Global para todo el país entre los meses de enero a setiembre. Este estadístico de dependencia espacial utiliza una matriz de pesos definida, en este caso, bajo un criterio de contigüidad y tomando la opción de contigüidad de reina. Es decir, todos aquellos pares de polígonos que compartan límites serán considerados como vecinos. El Anexo presenta mayor detalle sobre este y los siguientes indicadores espaciales.

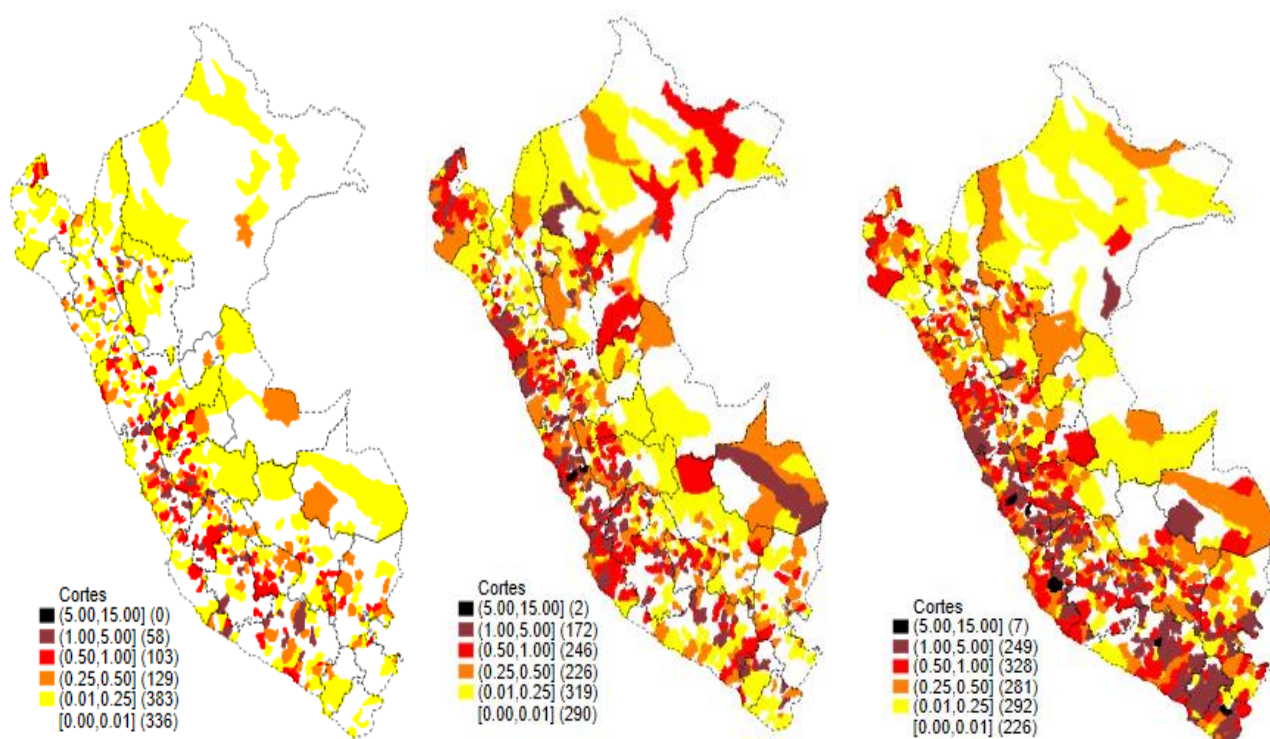
FIGURA 10 - ÍNDICE MORAN GLOBAL, EXCEDENTE MUERTES NO VIOLENTAS DISTRITALES, PERÚ



Nota: Los diamantes representan el valor esperado del estadístico bajo la hipótesis nula de no correlación espacial. El estadístico es significativo si los diamantes están fuera del intervalo de confianza. La matriz de pesos usó el criterio de contigüidad de reina. El exceso de muertes no violentas mensuales es la diferencia entre las muertes no violentas ocurridas en el mes específico y el promedio de muertes ocurridas en el mismo mes en los años 2017-2019; a la vez, dicha diferencia es dividida por la cantidad de habitantes del distrito y multiplicado por mil. Fuente: SINADEF (2020) e INEI (2020). Elaboración Propia.

Como se colige de la figura, los valores iniciales del estadístico en el periodo previo a la pandemia no son capaces de determinar ninguna relación entre el excedente de muertes de un distrito y sus vecinos. Con la llegada del virus y la diseminación de contagios, ya es posible verificar para marzo del 2020 que la autocorrelación espacial es positiva y significativa; la cual obtiene su máximo valor en el mes de julio. Esta evolución del indicador no solo refleja el carácter de diseminación espacial que tuvo la enfermedad, sino también como la relación de muertes en distritos adyacentes se incrementó en el tiempo.

FIGURA 11 - EXCESO MUERTES NO VIOLENTAS (POR MIL HABITANTES) DISTRITALES. ABRIL, JUNIO Y AGOSTO.



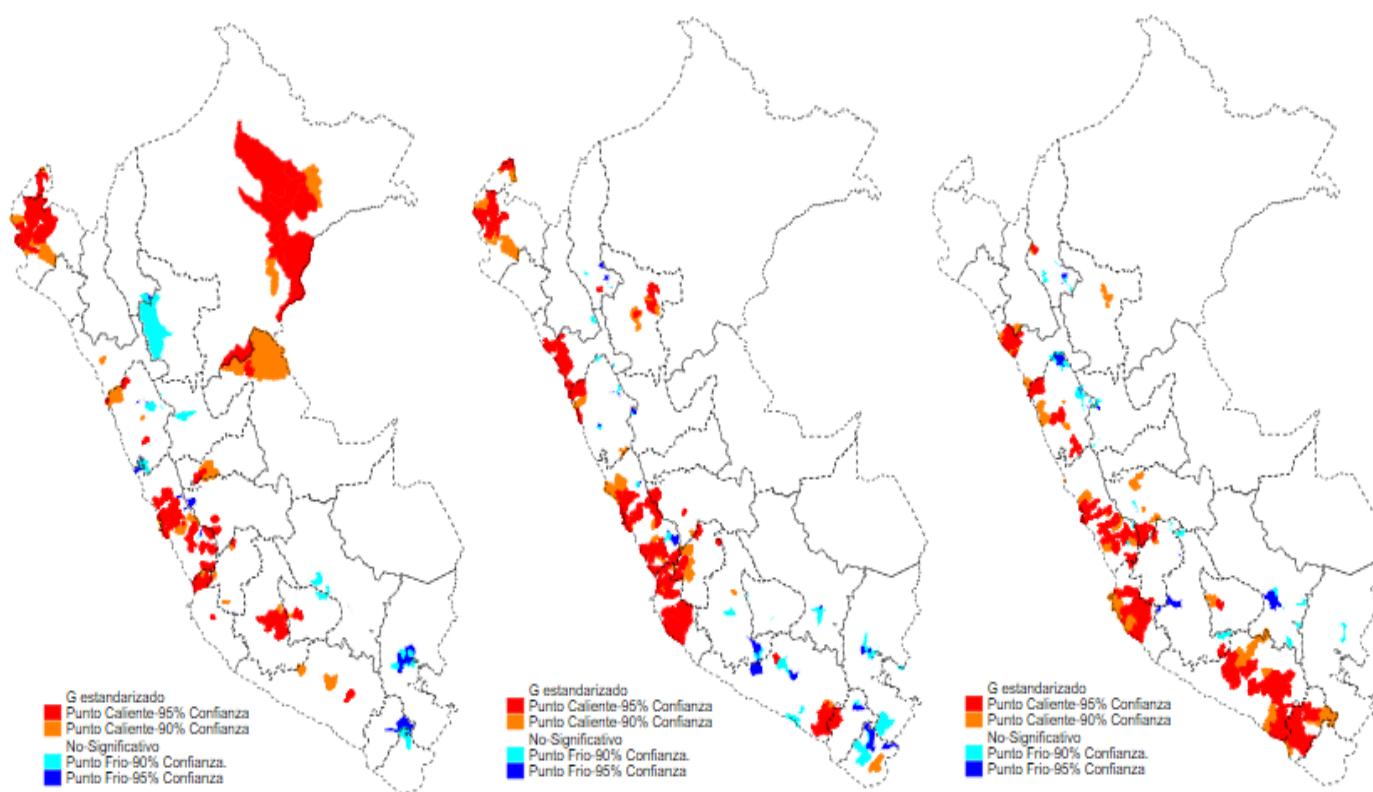
Nota: Exceso de muertes no violentas mensuales es la diferencia entre las muertes no violentas ocurridas en el mes específico y el promedio de muertes ocurridas en el mismo mes en los años 2017-2019; dividida por la cantidad de habitantes del distrito y multiplicado por mil. Se omiten valores negativos, en su mayoría de zonas rurales. Fuente: SINADEF (2020) e INEI (2020). Elaboración propia.

Para el mes de julio, momento de mayor correlación espacial, la interpretación intuitiva de este indicador es que, para aquellos distritos con un valor de exceso de muertes una desviación estándar encima de la media nacional, sus vecinos se encontrarán a 0.17 desviaciones estándares sobre la media.

Complementariamente al índice de Moran, el indicador de Getis-Ord permiten identificar puntos calientes (Hot Spots); los cuales son áreas donde se da un fenómeno de aglomeración geográfica del exceso de muertes no violentas. Por el contrario, los puntos fríos son aquellos donde esta relación es inversa, es decir un distrito y sus vecinos no llegan a aglomerar un número significativo de muertes por exceso.

En la Figura 12, podemos verificar la evolución de dicho indicador entre los meses de mayo, junio y julio para todos los distritos del Perú. Los mapas muestran una aglomeración positiva del exceso de muertes al inicio de la pandemia en varias zonas de la capital, así como alrededor de Iquitos y la provincia de Piura. Estas dos últimas áreas muestran una presencia temprana de zonas calientes que son luego no significativas para el final de nuestra serie de datos. Este resultado se condice con lo encontrado en los mapas previos y permite validar la significancia estadística del resultado.

FIGURA 12 - ÍNDICE GETIS-ORD EXCESO DE MUERTES NO VIOLENTAS DISTRITALES. MAYO, JUNIO Y JULIO.



Nota: Exceso de muertes no violentas mensuales es la diferencia entre las muertes no violentas ocurridas en el mes específico y el promedio de muertes ocurridas en el mismo mes en los años 2017-2019, dividida por la cantidad de habitantes del distrito y multiplicado por mil. Se omiten valores negativos, en su mayoría de zonas rurales. Los valores no significativos no son representados por ningún color. La matriz de pesos utilizado es de contigüidad-Reina. Fuente: SINADEF (2020) e INEI (2020). Elaboración Propia.

Análisis de correlaciones espaciales bivariadas

Los análisis espaciales previos permiten observar que el comportamiento de los contagios a lo largo del territorio no ha sido aleatorio, sino que se han generado zonas calientes de sobremortalidad y que estas variaron en el tiempo. Las Figura 13 a la Figura 18, presentadas a continuación, buscan dilucidar correlaciones espaciales entre la dinámica de mortalidad del virus y, por un lado, situaciones de privación tanto como el acatamiento de las órdenes de cuarentena. Los gráficos de asociación bivariada entre exceso de muertes y clase media se presentan en los anexos. En este sentido, mediante los índices bivariados locales de Lee (2001), se busca asociaciones en el territorio de la mortalidad con la pobreza y la movilidad, respectivamente.

Las áreas geográficas evaluadas en la relación bivariada son las provincias de Lima Metropolitana y Callao, Arequipa y Maynas; las cuales cubren la diversidad de regiones naturales del país. Se emplearon provincias debido a que la variable movilidad solo es comparable entre distritos dentro de una misma provincia. Los gráficos muestran las relaciones de las variables mediante colores y la significancia del estadístico estimado mediante una barra en caso el indicador sea significativo.

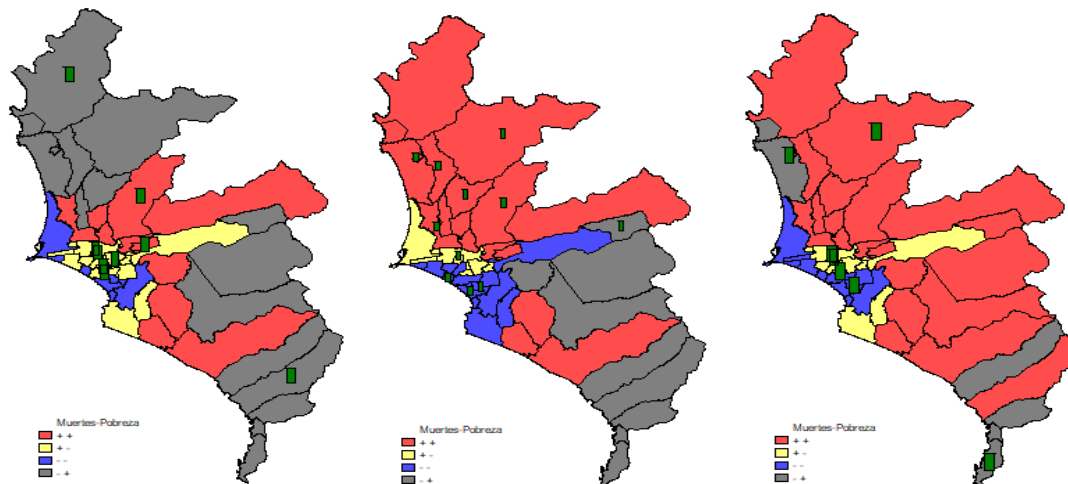
A primera vista, es posible verificar que los resultados bivariados muestran una dinámica distinta en Lima Metropolitana y Callao respecto al resto de las provincias analizadas. Para esta primera provincia la relación entre las variables muestra que los distritos más afectados fueron los menos pobres. Son aquellos ubicados en el “centro” de la ciudad donde se verifica una correlación significativa e inversa entre muertes y pobreza. Con la diseminación de contagios, para el mes de junio, ya se verifica la expansión a distritos de la periferia donde la correlación es positiva y significativa entre estos indicadores. Es decir, son distritos donde se observa simultáneamente alta incidencia de pobreza y sobremortalidad. Por el contrario, en el ‘centro’ de la provincia, las correlaciones pierden significancia y se tornan negativas (menos pobreza, menos muertes). Este patrón es similar al encontrado líneas arriba pues muestra como la enfermedad ingresa por la capital y, en particular, por los distritos ricos para luego diseminarse y afectar en mayor medida a los distritos pobres.

En el caso de la movilidad, no es posible distinguir muchos indicadores significativos a inicios de la pandemia fuera del ‘centro’, donde se mantiene una relación de más muertes y menos movilidad. Es decir, los residentes de esta zona cumplían con la cuarentena, pero la infección igual logró expandirse. Es posible que ello se deba a un efecto de rezago entre los indicadores de mortalidad y los de movilidad y por el hecho que el virus fue ‘importado’ por los viajeros que regresaron de Europa o de China en ese periodo. Para los siguientes meses, esta dinámica del centro de la ciudad pierde significancia y se pasa a una propagación en distritos de la periferia, donde sí se verifica una relación positiva y significativa entre movilidad y exceso de muertes. Es decir, en estos distritos, la cuarentena fue acatada más laxamente; lo cual está relacionado al aumento de muertes. Las altas tasas de informalidad, la necesidad de utilizar el transporte público y el tener que hacer compras de manera cotidiana en mercados abarrotados en donde el distanciamiento social era poco respetado jugaron un papel sin duda importante en la propagación de la contaminación en los distritos periféricos, más pobres de la capital. En todo este periodo de análisis, los balnearios mostraron baja movilidad y muertes.

En el caso de la provincia de Arequipa, la relación entre la sobremortalidad y pobreza se mantiene bastante estable en el tiempo; la cual es significativa únicamente para casos de correlación negativa. En otras palabras, la relación entre estas variables se da en distritos que se encuentran sobre la media de pobreza, donde pese a la mayor riqueza, la mortalidad es mayor. Esto corresponde también a los distritos más urbanizados y, por ende, aglomerados, de la provincia. La relación entre sobremortalidad y movilidad es poco significativa tanto a inicios como a mediados de la cuarentena. No obstante, para el final de nuestra serie de datos, agosto, ya es posible verificar un patrón similar al de la correlación previa: los distritos más ricos del ‘centro’ de la provincia son aquellos con mayor mortalidad pese al mayor acatamiento de las ordenes de inamovilidad. En este sentido, Arequipa muestra una dinámica distinta dada su diversidad de áreas urbanas y rurales, pues es en las zonas urbanizadas donde la sobremortalidad es mayor pese a la riqueza e inamovilidad.

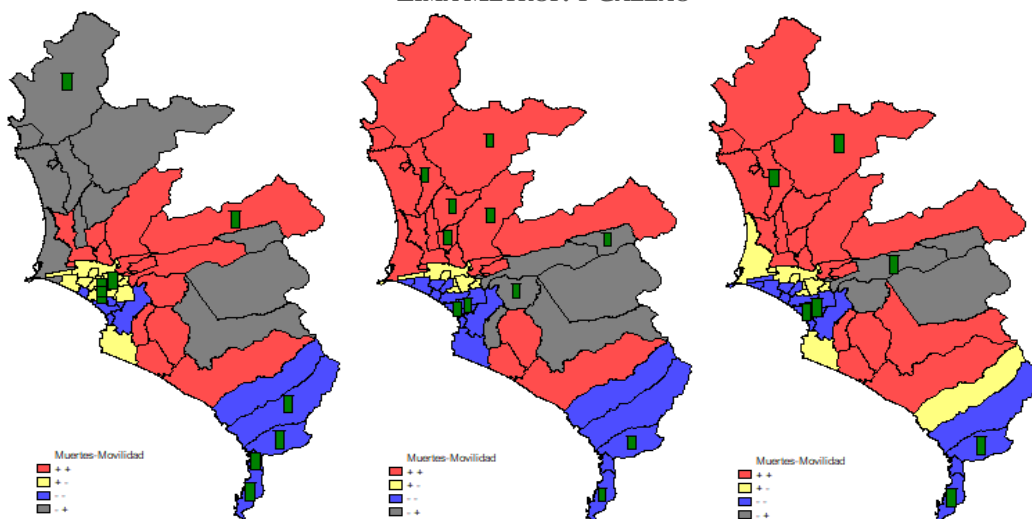
En la provincia de Maynas, es posible identificar tempranamente en la serie una correlación significativa y negativa entre muertes y pobreza para Iquitos y Belén. Tras la fuerte incidencia de sobremortalidad evidenciada en los estadísticos previos, se puede verificar como el virus se propaga a distritos más pobres como el distrito Las Amazonas; mientras que la mortalidad se reduce en la capital. En el caso de la movilidad, los estadísticos no muestran un panorama claro sobre la relación con exceso de muertes, principalmente por la cantidad de distritos omitidos en Maynas por la información de GranData. Es posible verificar para junio una correlación significativa entre exceso de muertes y movilidad para el distrito de Belén, colindante con el de la capital Iquitos.

FIGURA 13. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y POBREZA ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. LIMA METROP. Y CALLAO



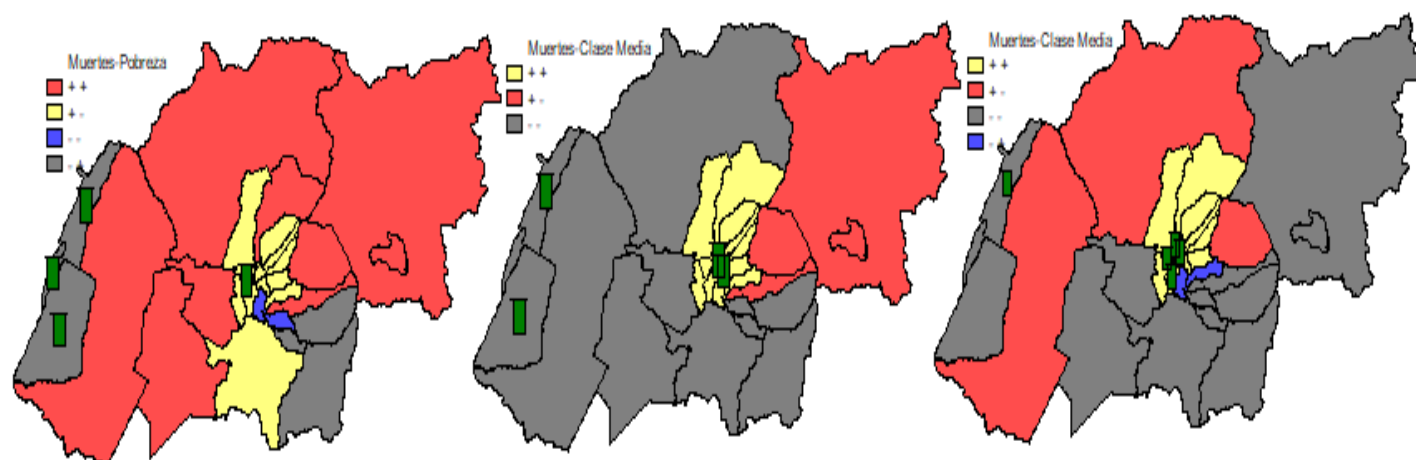
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) movilidad: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años

FIGURA 14. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y MOVILIDAD ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. LIMA METROP. Y CALLAO



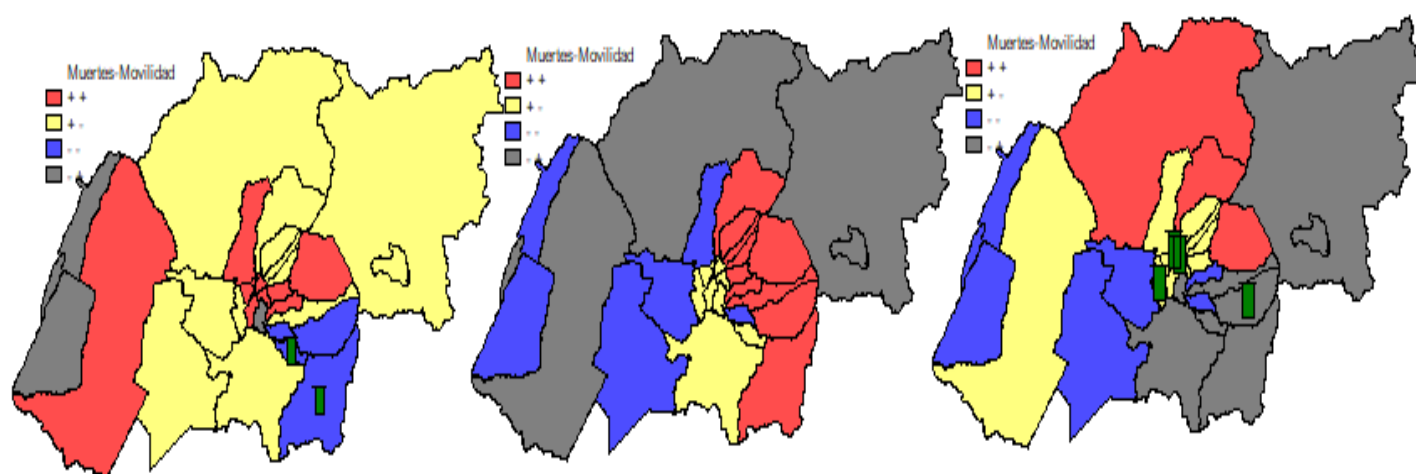
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) movilidad: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años

FIGURA 15. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y POBREZA ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. AREQUIPA



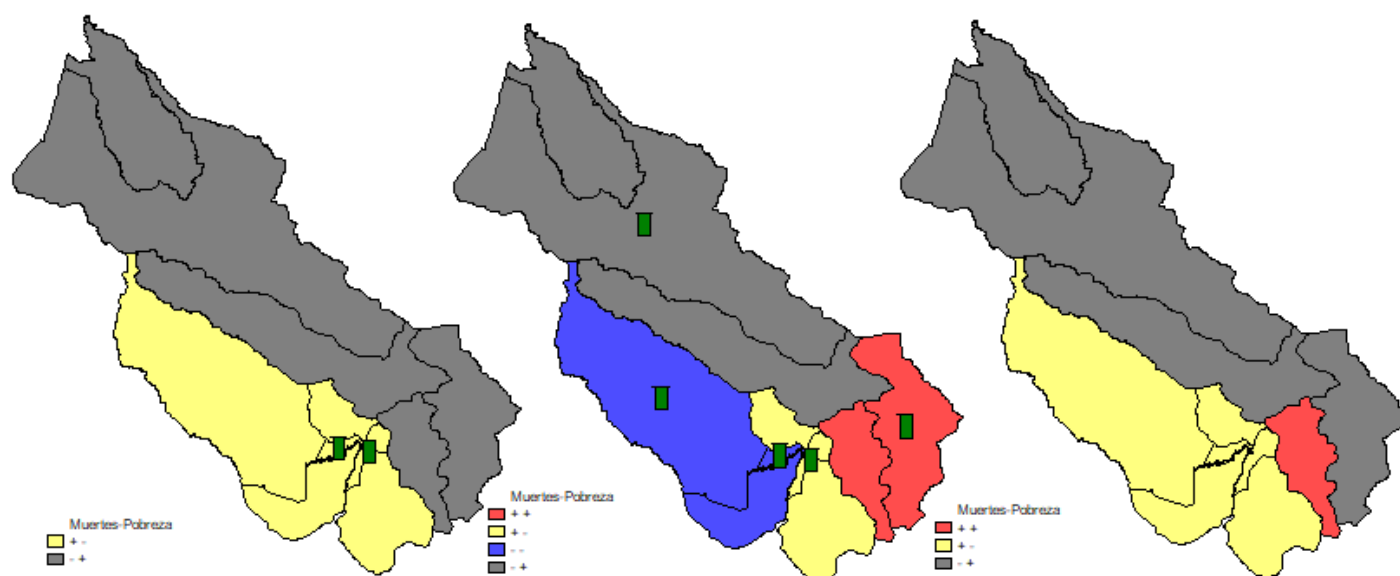
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) pobreza: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: SINADEF (2020) - CPV (2020) – INEI (2020) Elaboración Propia.

FIGURA 16. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y MOVILIDAD ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. AREQUIPA



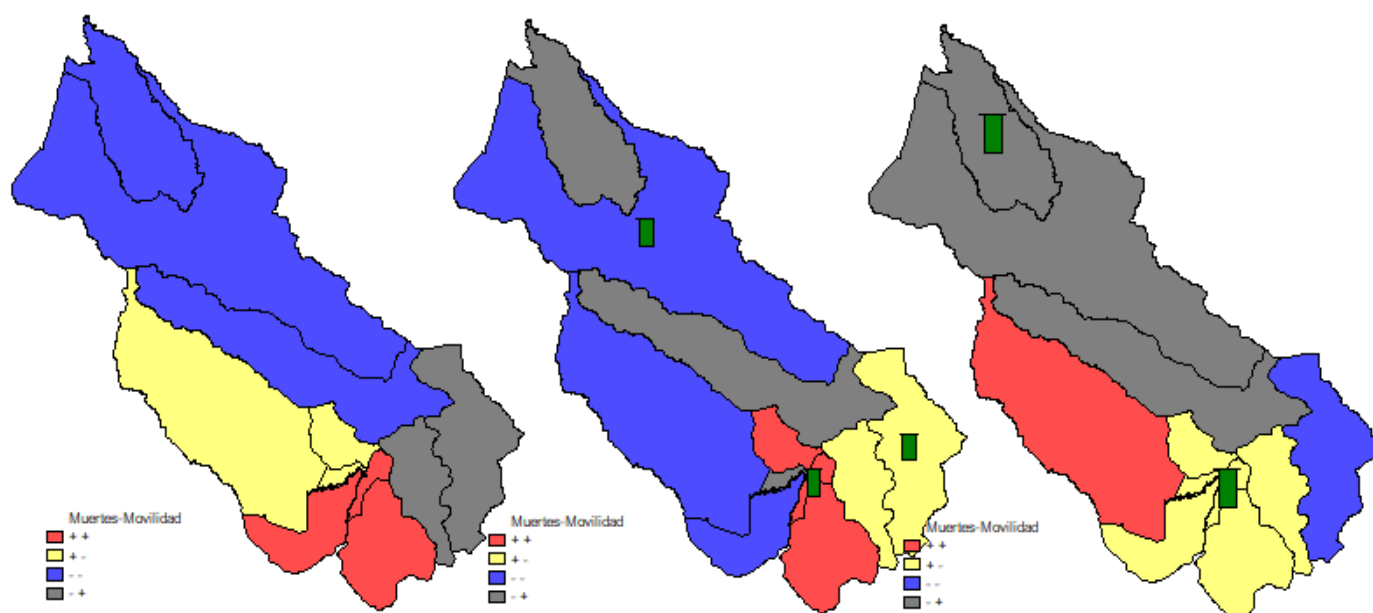
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) movilidad: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: SINADEF (2020) - CPV (2020) – INEI (2020) Elaboración Propia.

FIGURA 17. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y POBREZA ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. MAYNAS



Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) pobreza: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: SINADEF (2020) - CPV (2020) – INEI (2020) Elaboración Propia.

FIGURA 18. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y MOVILIDAD ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. MAYNAS

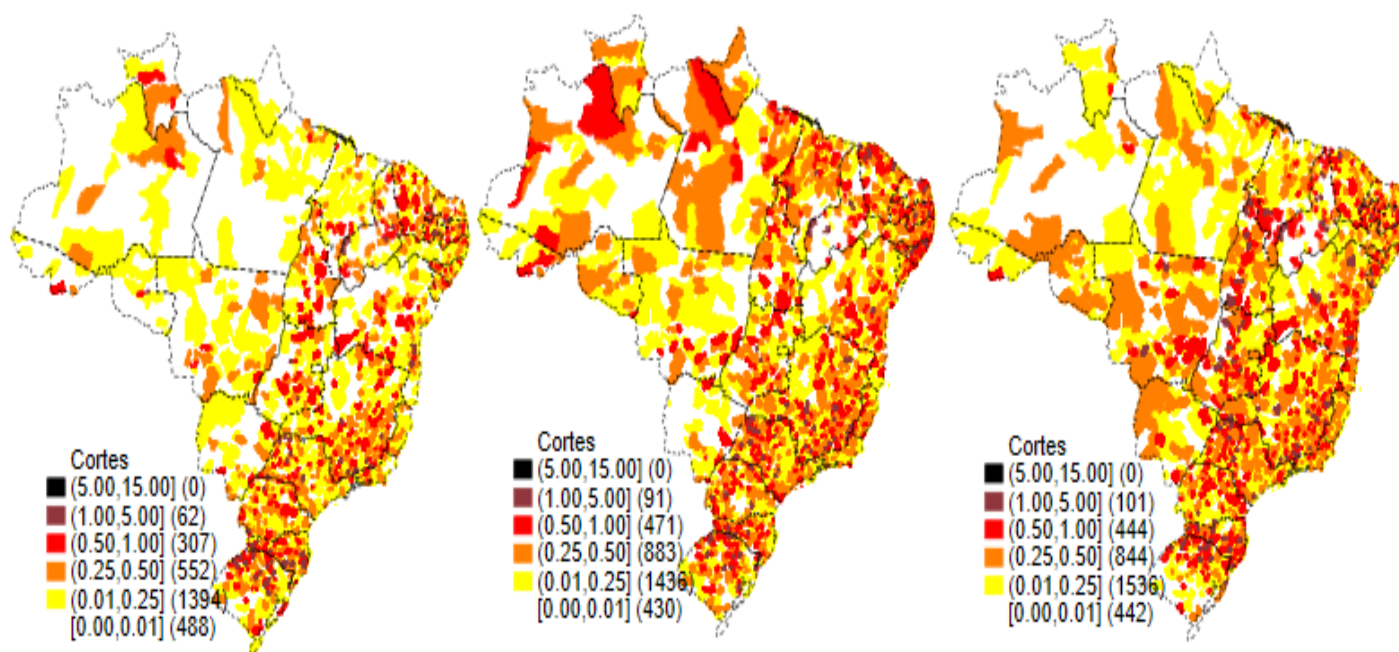


Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) movilidad: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: SINADEF (2020) - CPV (2020) – INEI (2020) Elaboración Propia.

7.2 Análisis espacial: Brasil

Para el análisis espacial del caso brasileño, se computaron los mismos indicadores que para el Perú a fin de poder comparar las evoluciones en el territorio a lo largo de los meses de estudio para ambos países. Tal como en el caso peruano, la Figura 19 muestra el cambio en el indicador de exceso de muertes no violentas para inicios de la cuarentena hasta el final de nuestra serie de datos, a nivel de distritos. En general, el crecimiento del exceso de muertes es notorio incluso desde el mes de abril, el cual continúa diseminándose para junio desde grandes ciudades como Sao Paulo, Río y Santa Catalina, a zonas norte y noreste de la Amazonia. Estas últimas regiones presentan una mayor incidencia de sobremortalidad en municipios limítrofes del país. Para el mes de agosto, ya es posible observar fuertes niveles de sobremortalidad en todos los estados costeros.

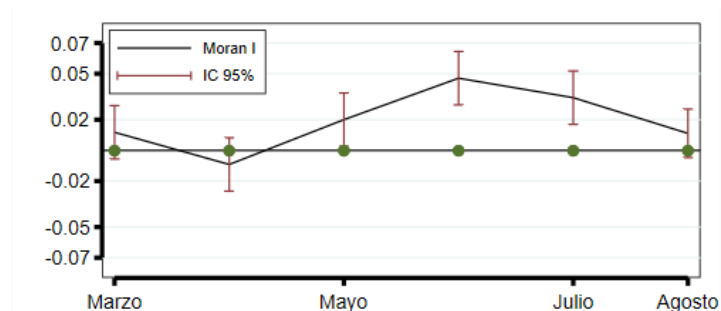
FIGURA 19. EXCESO DE MUERTES NO VIOLENTAS (POR MIL HABITANTES) ABRIL, JUNIO Y AGOSTO



Nota: Exceso de muertes no violentas mensuales es la diferencia entre las muertes no violentas ocurridas en el mes específico y el promedio de muertes ocurridas en el mismo mes en los años 2017-2019; dividida por la cantidad de habitantes del distrito y multiplicado por mil. Fuente: Portal de Transparencia de Registro Civil (2020). Elaboración propia.

En símil al análisis del caso peruano, se estima en la **Figura 20** el Índice de Moran Global para todo el país a fin de verificar el carácter espacial de la propagación de la pandemia enero y setiembre. Los valores mensuales del estadístico muestran que, inicialmente en marzo y abril, no se puede verificar una relación espacial significativa entre un distrito y sus vecinos. A partir de mayo la relación crece hasta alcanzar su máximo en junio, aunque sólo obtiene un nivel de aproximadamente la mitad del encontrado para Perú. En este caso, también se puede verificar que la evolución del indicador refleja el carácter de diseminación espacial que tuvo la contaminación, aunque recién desde el mes de mayo, así como la relación de muertes en distritos adyacentes se incrementó en el tiempo. La interpretación intuitiva de este indicador para su valor máximo refleja que, para aquellos distritos con un valor de exceso de muertes una desviación estándar encima de la media nacional, sus vecinos se encontrarán a 0.05 desviaciones estándares sobre la media.

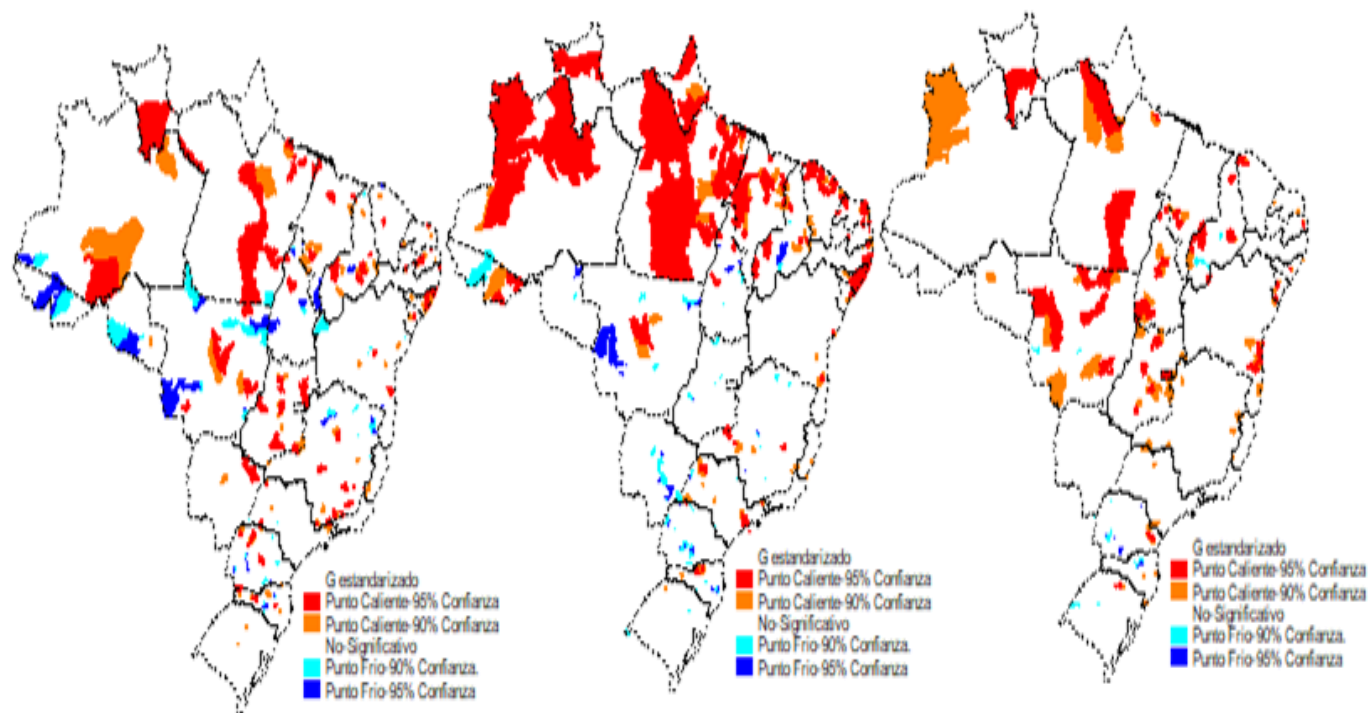
FIGURA 20. ÍNDICE MORAN GLOBAL, EXCEDENTE DE MUERTES NO VIOLENTAS MUNICIPALES, BRASIL



Nota: Los diamantes representan el valor esperado del estadístico bajo la hipótesis nula de no correlación espacial. El estadístico es significativo si los diamantes están fuera del intervalo de confianza. La matriz de pesos usó el criterio de contigüidad de reina. El exceso de muertes no violentas mensuales es la diferencia entre las muertes no violentas ocurridas en el mes específico y el promedio de muertes ocurridas en el mismo mes en los años 2017-2019; a la vez, dicha diferencia es dividida por la cantidad de habitantes del distrito y multiplicado por mil. Fuente: Portal de Transparencia de Registro Civil (2020). Elaboración Propia.

El análisis espacial univariado concluye también con el análisis del índice Getis-Ord, presentado en la Figura 21, fin de detectar áreas calientes. El indicador nos permite detectar la aparición de zonas calientes para el mes de junio sobre todo en las regiones del norte y limítrofes del país como Pará, Amazonas y Roraima. Para finales de la serie analizada, muchos de los municipios detectados como zonas calientes se tornan no significativos en un proceso de ‘enfriamiento’. Pese a ellos, algunos municipios de estas zonas se mantienen como hotspots; mientras que aparecen nuevas aglomeraciones de contagios en zonas del Centro-Oeste como Mato Grosso.

Figura 21. Índice Getis-Ord exceso de muertes No Violentas Municipales abril, junio y agosto



Los datos corresponden al exceso de muertes de 4,939 municipios. La variable exceso de muertes no violentas es la suma de todas las muertes no violentas ocurridas dentro de cada mes; el exceso se estima restando las muertes del 2020 contra el promedio de muertes entre los años 2018-2019; en este caso, la frecuencia es mensual. La matriz de pesos utilizado es de contigüidad-Reina. Los valores no significativos no son representados por ningún color. Fuente: Portal de Transparencia de Registro Civil (2020). Elaboración Propia.

Análisis de correlaciones espaciales bivariadas

Tal como el caso peruano, los análisis espaciales univariados permiten mostrar que el comportamiento de los contagios a lo largo del territorio no ha sido aleatorio, y que se han generado zonas calientes de sobremortalidad que varían en el tiempo. Las Figura 22 a la Figura 25, presentadas a continuación, buscan dilucidar correlaciones espaciales entre la dinámica de mortalidad del virus y, por un lado, situaciones de privación tanto como el acatamiento de las órdenes de cuarentena para Brasil. Los gráficos de asociación bivariada entre exceso de muertes y clase media se presentan en los anexos.

Las áreas geográficas evaluadas en la relación bivariada son las regiones de Sao Paulo y Rio de Janeiro; las cuales son dos de las principales ciudades del país, aunque con dinámicas particulares. Se decidió usar regiones debido a las restricciones sobre la variable de movilidad. Si bien se mencionaba que esta variable solo puede ser comparada al segundo nivel administrativo de cada país, en el caso de Brasil no se podría obtener algún resultado informativo como Perú pues no se cuenta con información desagregada dentro de cada municipio. Pese a esta limitación, se analizó la relación entre la movilidad y muertes a fin de poder recuperar algún patrón y no con expectativas de encontrar relaciones precisamente medidas. Los resultados acá obtenidos deben ser interpretados con la cautela necesaria dada las restricciones del indicador de movilidad. En símil al caso peruano, los gráficos muestran las relaciones de las variables mediante colores y la significancia del estadístico estimado mediante una barra en caso el indicador sea significativo.

En general, pese a la gran cantidad de municipios en ambas regiones, pocos resultados bivariados obtenidos son significativos. Para el caso de Sao Paulo, el patrón de correlaciones bivariadas significativas entre exceso de muertes y pobreza no presenta cambios importantes a lo largo del tiempo. Se verifica una correlación positiva entre muertes y pobreza en la zona sur limítrofe con Paraná que persiste a lo largo de la serie. Por el contrario, la zona limítrofe con Mato Grosso comienza como un área fría de bajas muertes y pobreza, la cual va tornándose positiva respecto a muertes, pero pierde significancia. En cuanto a la movilidad, zonas de la costa cercanas a Río de Janeiro presentan mayores muertes pese al mayor confinamiento, efecto que se transforma en una relación positiva cuando la movilidad se reactiva en agosto. En ese mismo periodo, la zona limítrofe con Paraná muestra un punto caliente y significativo de mayor muertes y movilidad.

En el caso de Rio de Janeiro, pocos resultados son significativos tanto para pobreza como para movilidad en su asociación bivariada con el exceso de muertes. En el primer caso, se puede verificar como, luego de que en el mes de abril se haya generado un clúster de mortalidad y menos pobreza, estos municipios pasan por un ‘enfriamiento’ y ningún estadístico resulta significativo para el final de la serie. La asociación con movilidad es muy similar, pues muestra unas primeras zonas de focalización de las muertes pese al mayor cumplimiento de la inmovilidad en la zona costera limítrofe con Sao Paulo. Estos municipios luego pasan también por un enfriamiento y ningún estadístico resulta significativo para final de la serie.

FIGURA 22. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y POBREZA ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. SAO PAULO

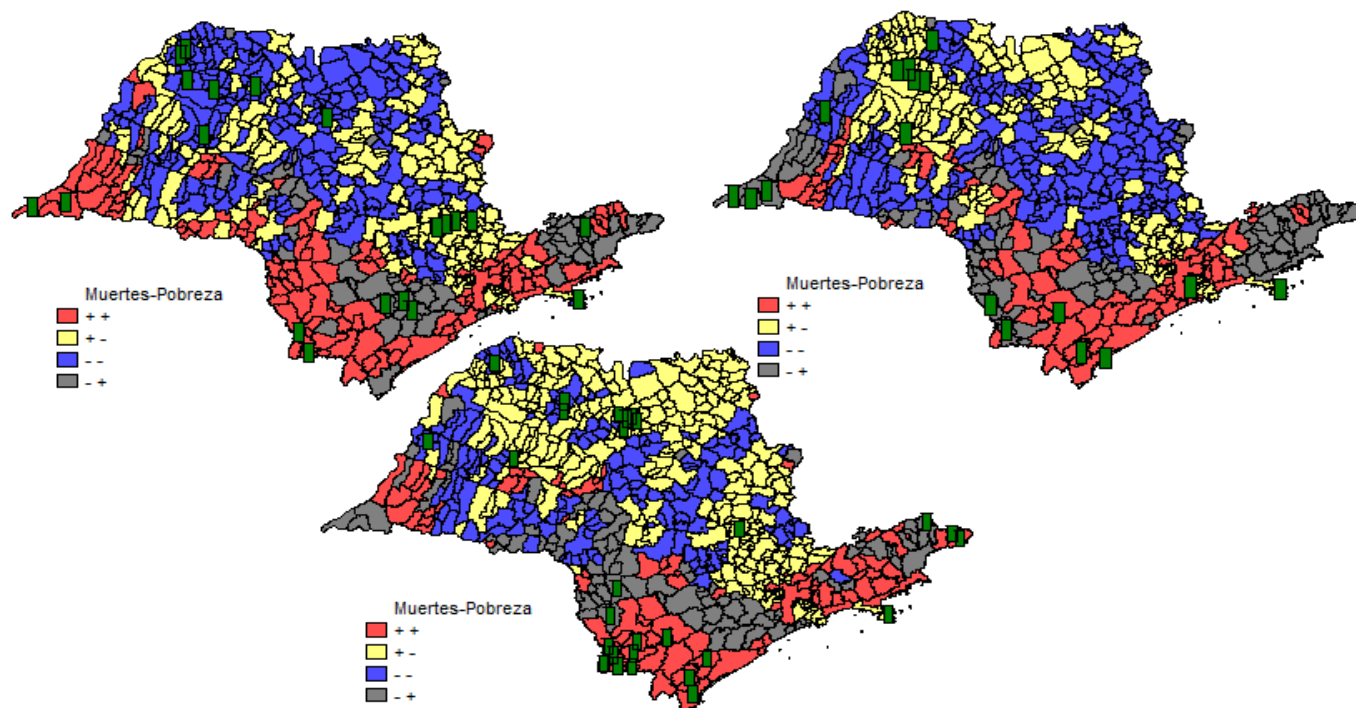
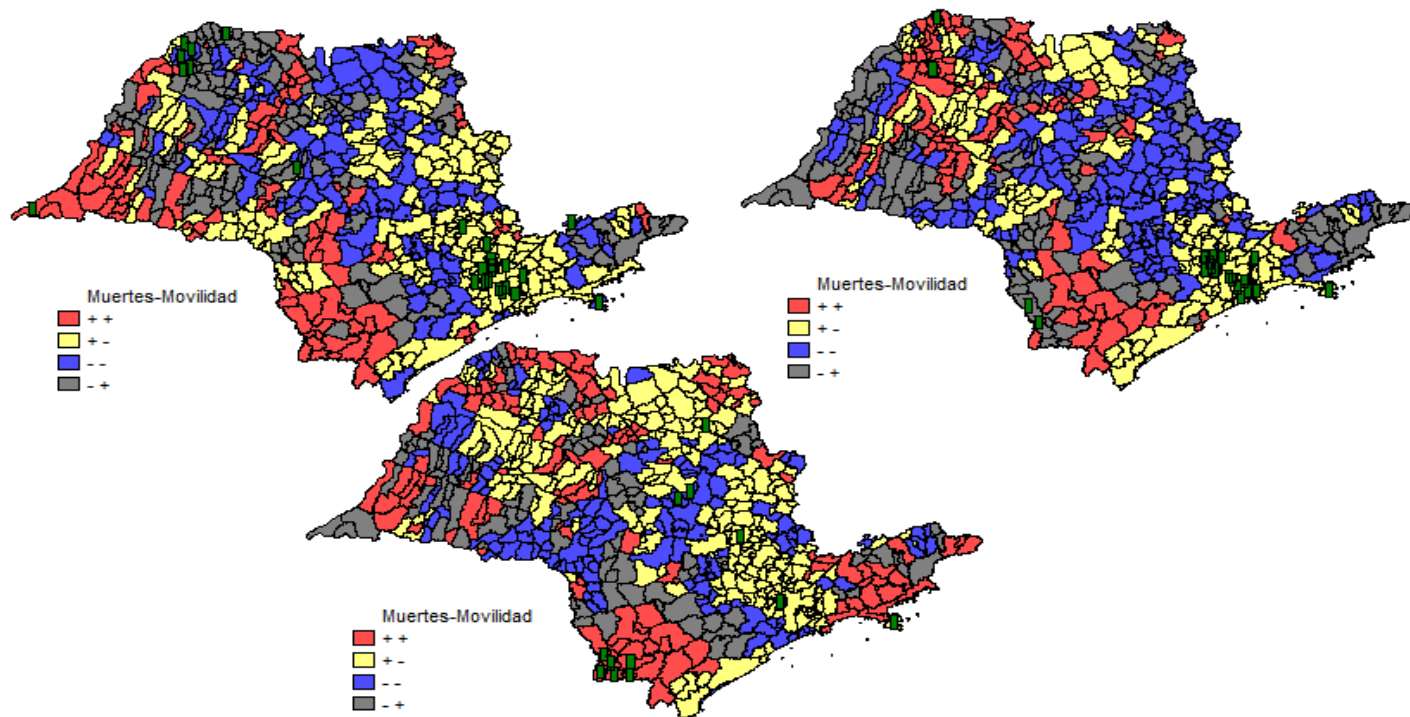


FIGURA 23. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y MOVILIDAD ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. SAO PAULO



Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) movilidad: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: Portal de Transparencia Registro Civil (2020). Elaboración Propia.

FIGURA 24. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y POBREZA ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. RIO DE JANEIRO

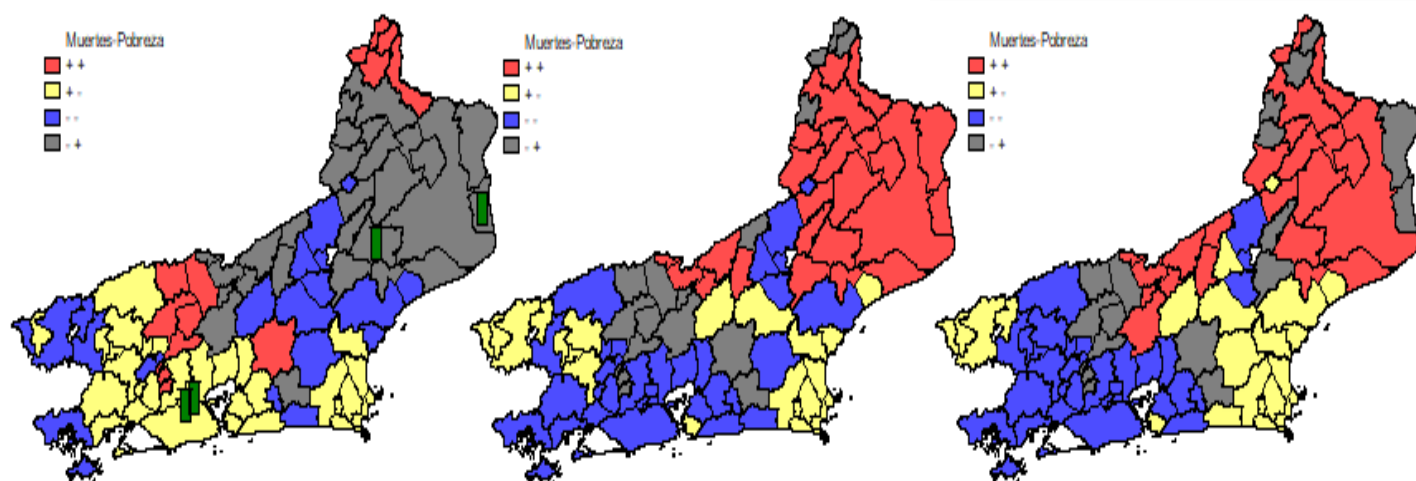
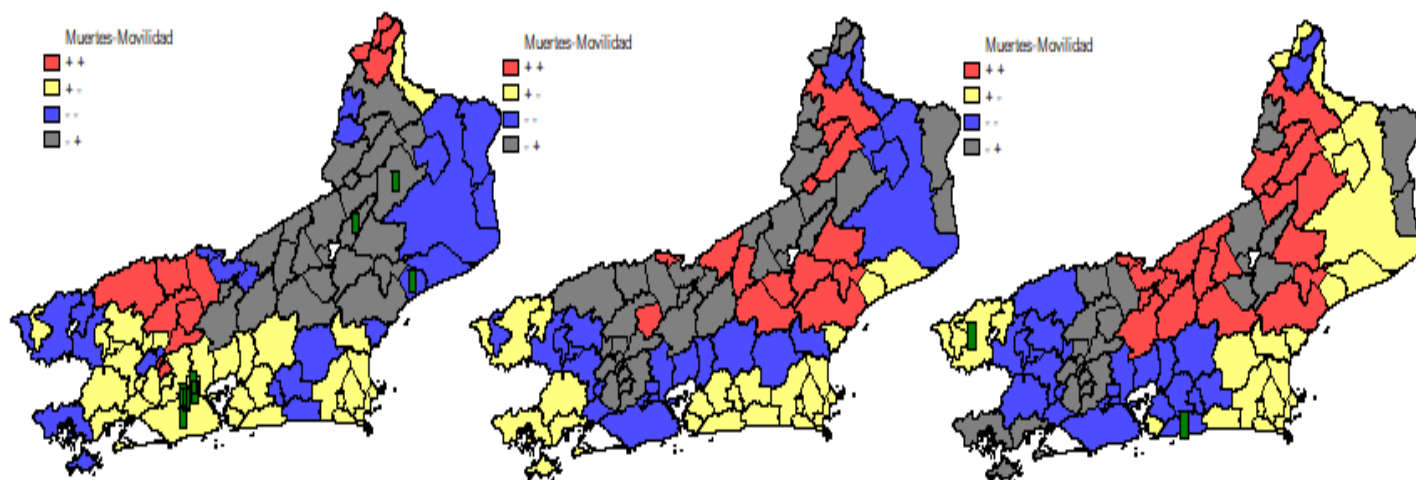


FIGURA 25. ASOCIACIÓN BIVARIADA, EXCESO DE MUERTES Y MOVILIDAD ABRIL, JUNIO Y AGOSTO. RIO DE JANEIRO



Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) movilidad: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: Portal de Transparencia Registro Civil (2020). Elaboración Propia.

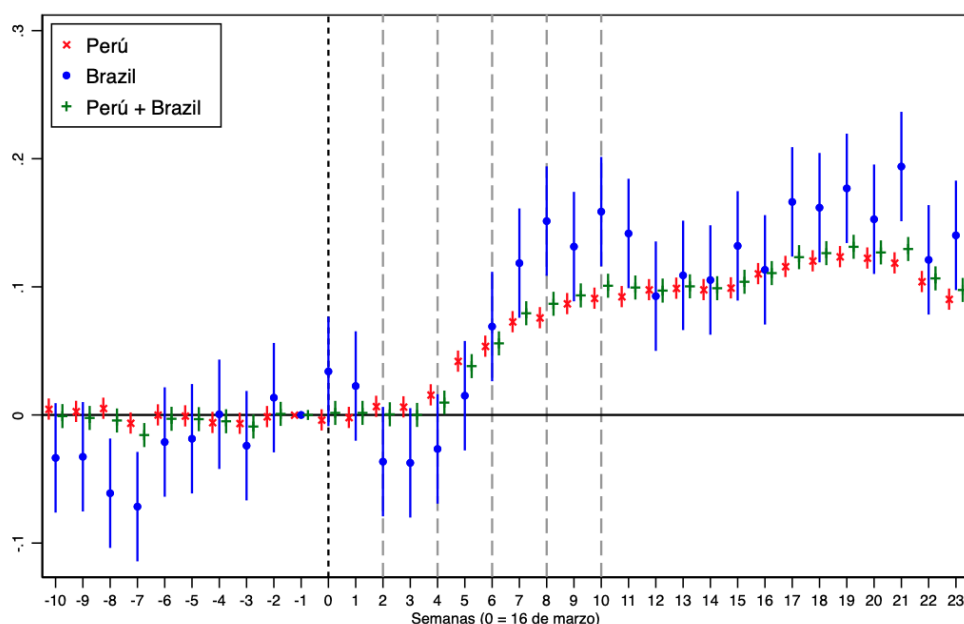
7.3 Estimación econométrica

En esta sección se presentan los resultados de los modelos econométricos de estudio de eventos para ambos países, así como los análisis de heterogeneidades en la sobremortalidad. Los resultados reafirman parte de lo observado en el análisis descriptivo respecto de la sobremortalidad en ambos países y nos permiten encontrar diferencias importantes por género, riqueza, movilidad, etc.; además de contrastar la situación de ambos países.

La mayoría de los resultados muestran que el efecto no es lineal y, más bien, hay una evolución de corto y largo plazo, así como efectos de duración. Además, presenta resultados significativos y muestra tendencias opuestas e incluso intensidades distintas entre países. Las figuras presentadas a continuación muestran en el eje vertical la sobremortalidad calculada como el porcentaje de muertes adicionales para cada semana. Los puntos representan el vector de parámetros β_t de la ecuación (1) y el vector β_t^{mov} para el caso de las estimaciones de movilidad.

En ese sentido, el valor determina el efecto adicional sobre el porcentaje de muertes para cada municipio-semana (frente a casos del 2019). Cabe resaltar que una de las fortalezas de este análisis es la gran cantidad de datos disponibles; las cuales llegan a sumar cerca de 1 millón y medio de observaciones a nivel municipio-día. Asimismo, el hecho de considerar semanas previas al evento permite verificar que el supuesto de tendencias paralelas es plausible en la gran mayoría de los casos, pues estos parámetros no resultan sistemáticamente significativos.

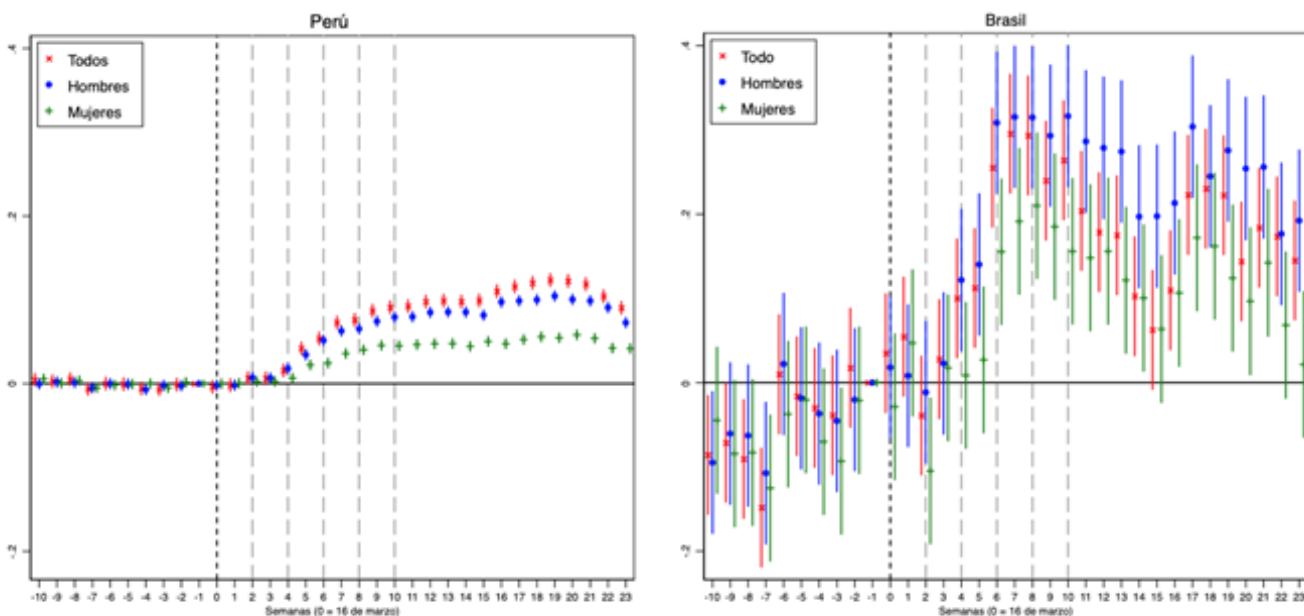
FIGURA 26. EFECTOS DE SOBREMORTALIDAD, PERÚ Y BRASIL (2020 vs. 2019)



Fuente: SINADEF para Perú y Portal de Transparencia para Brasil. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico del número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas decretadas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarentena (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

La Figura 26 muestra los resultados del estudio de eventos en el caso general y considerando ambos países en la base de datos. Los resultados muestran que no existe un efecto previo al evento determinado, y que la tasa de mortalidad se torna positiva y significativa a partir de la semana 4 y 6 en Perú y Brasil, respectivamente. Para el caso peruano, es posible verificar como la tasa de sobremortalidad aumenta hasta cerca del 10% a partir de la semana 10 y, que tras levantar las restricciones de movilidad la tasa se mantiene alrededor de ese valor para el resto de las semanas con un pico en la semana 20. En el caso de Brasil, la tasa de aumento de muertes se dispara más rápido hasta sobrepasar el 15% entre las semanas 8 y 10. El parámetro cae levemente hasta el 10% en las semanas 12 y 14 y vuelve a repuntar a su valor máximo de 19% para la semana 21. La menor disponibilidad de datos brasileños genera una estimación menos precisa; sin embargo, es posible determinar que el efecto en la sobremortalidad es mayor para el caso brasileño en la mayoría de las semanas; en especial a la mitad y final de la serie donde el efecto de sobremortalidad en Brasil es cinco puntos porcentuales mayor que en Perú.

FIGURA 27. EFECTOS DE SOBREMORTALIDAD POR GÉNERO, PERÚ Y BRASIL (2020 VS. 2019)

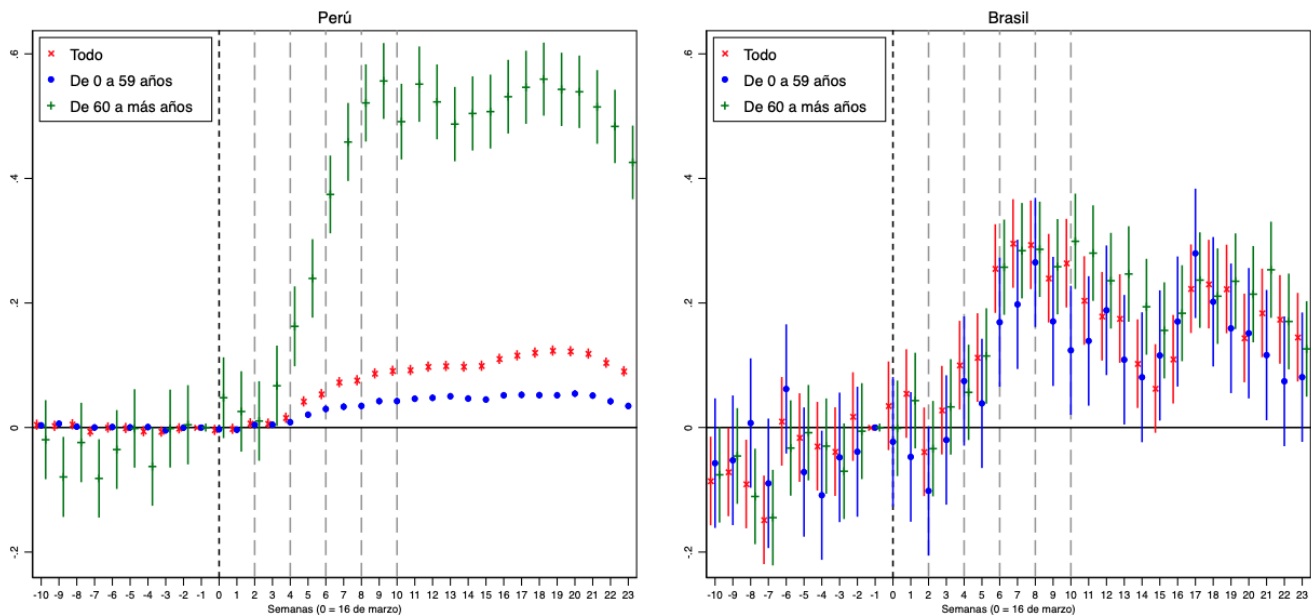


Fuente: SINADEF para Perú y Portal de Transparencia para Brasil. Los datos de Brasil se limitan a los municipios con más de 500,000 habitantes. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas decretadas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarentena (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

La Figura 27 pone en contraste las diferencias de género en la mortalidad para ambos países. Para ello, se requirió emplear la base de datos de Brasil limitada a los municipios con más de 500 mil habitantes, pues solo está contiene el género de los difuntos. Al tener ambos ejes de ordenadas estandarizados al mismo rango, el punto más resaltante es verificar la excesiva sobremortalidad encontrada en Brasil al contrastarlo con el caso peruano. Al poner un foco sobre los municipios más grandes, podemos verificar que la pandemia cobró más víctimas en dichas áreas. Tanto para Perú como para Brasil, es posible verificar que la disparidad de género

en las muertes es considerablemente más desfavorable para los hombres que para las mujeres. En Perú, la brecha de mortalidad se puede observar desde la semana 4, la cual se acrecienta en el tiempo. Para toda la serie, las diferencias de mortalidad entre género resultan estadísticamente significativas. Considerando el pico de la semana 19, la sobremortalidad en hombres duplica a la de mujeres con un valor de 10% frente al 5% de la población femenina. Para el caso brasileño, si bien los estimados son bastante imprecisos al considerar los intervalos de confianza de los parámetros, es posible verificar que la serie de muertes en varones sobrepasa en todas las semanas a la de mujeres; aunque la reducida cantidad de datos no permite determinar diferencias estadísticamente significativas.

FIGURA 28. EFECTOS SOBREMORTALIDAD POR EDAD, PERÚ Y BRASIL (2020 vs. 2019)

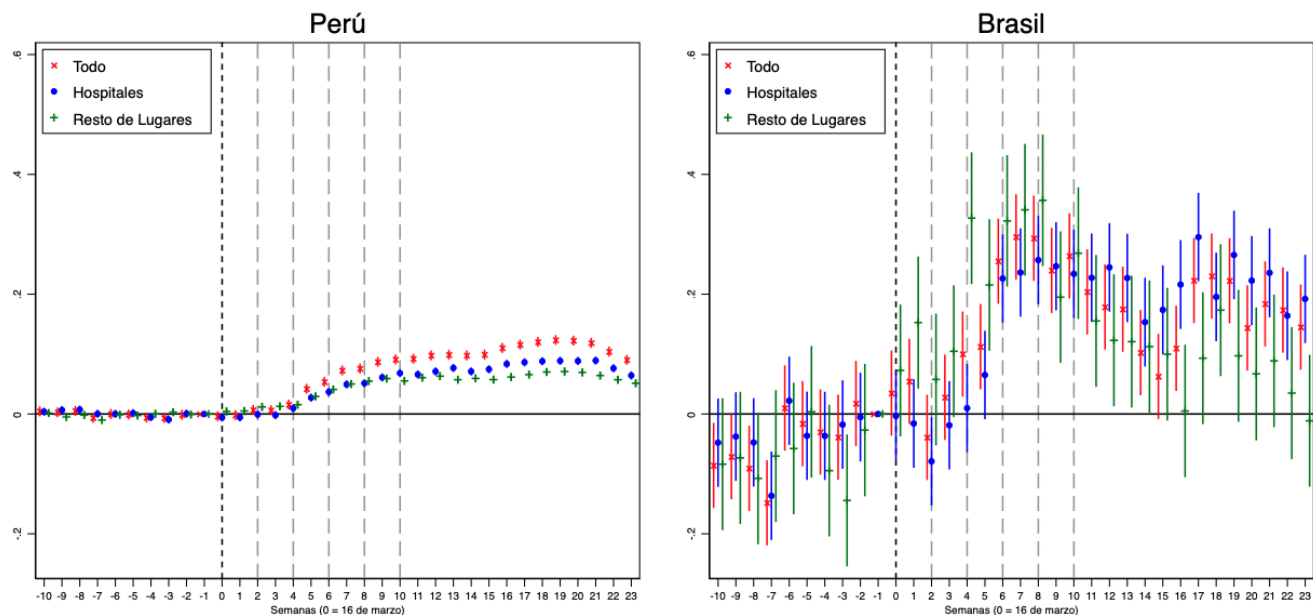


Fuente: SINADEF para Perú y Portal de Transparencia para Brasil. Los datos de Brasil se limitan a los municipios con más de 500,000 habitantes. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas decretadas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarentena (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

Como ya es conocido, el virus tiene una mayor letalidad en adultos mayores así como en personas con comorbilidades. En esta línea, la Figura 28 busca dilucidar las brechas de mortalidad considerando el grupo de personas de 60 años a más respecto al resto de la población. Como se puede observar, en el caso peruano, la sobremortalidad entre la población adulta mayor aumenta a más del 40% tempranamente en la serie (semana 5) y se mantiene en más del 50% desde la semana 9 en adelante. Con ello, se puede verificar que la sobremortalidad en adultos mayores es más del cuádruple que en el resto de la población para el Perú. En el caso de Brasil, las estimaciones parecen no permiten identificar una diferencia estadísticamente significativa entre la sobre mortalidad de mayores y menores de 60 años. Esto podría deberse a la baja precisión de los estimados; aunque es posible corroborar que el parámetro para adultos mayores se mantiene por encima de aquel para el resto de la población para toda la serie estudiada. Dado estos resultados, es posible determinar

que el efecto de la pandemia en la sobremortalidad de adultos mayores en Perú ha sido crítico, incluso sobrepasando los niveles de excesos de muertes en Brasil que se mostraban por encima del caso peruano.

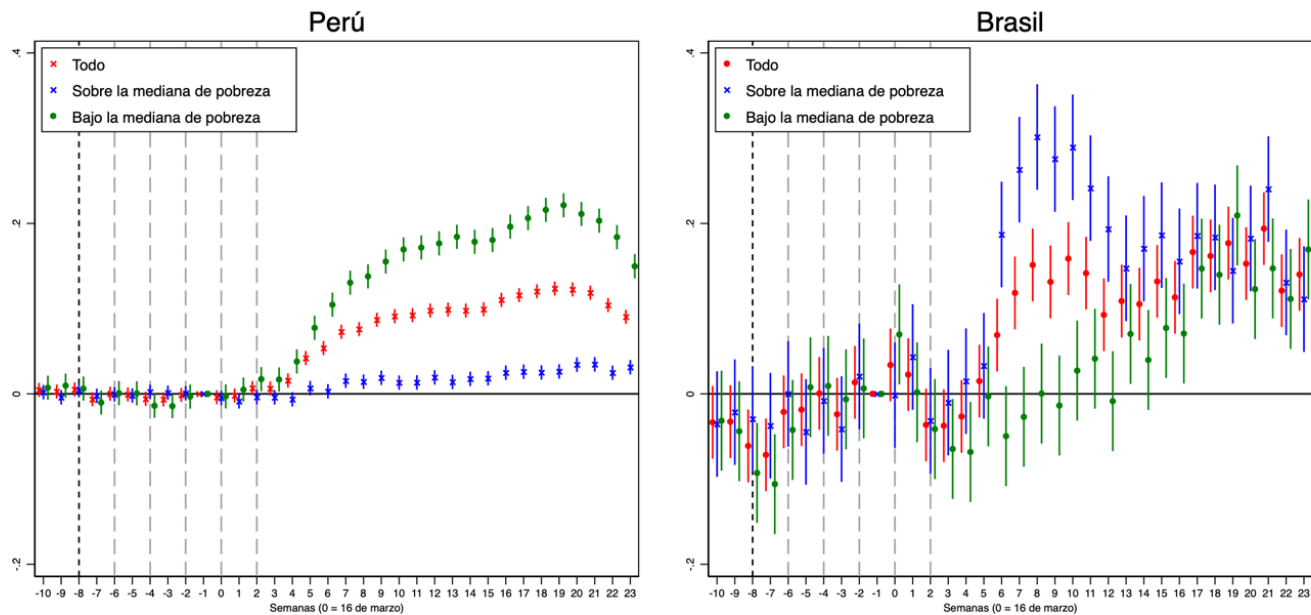
FIGURA 29. EFECTOS SOBREMORTALIDAD POR LUGAR DECESO, PERÚ Y BRASIL (2020 vs. 2019)



Fuente: SINADEF para Perú y Portal de Transparencia para Brasil. Los datos de Brasil se limitan a los municipios con más de 500,000 habitantes. La categoría de resto de lugares abarca todo espacio distinto al asignado como institución de salud, es decir, hogares, vías públicas o centros laborales. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas decretadas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarenta (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

La Figura 29 analiza la sobremortalidad acorde al lugar de deceso. En este sentido, estos resultados buscan ser una aproximación a los efectos del colapso de los sistemas de salud y el desabastecimiento de servicios de cuidados intensivos o tratamientos de primer nivel para pacientes con síntomas menos graves. Para el caso peruano, al comienzo y mitad de la pandemia no es posible identificar diferencias significativas entre personas que fallecieron en el hospital versus el resto de los lugares. A partir del levantamiento de la cuarentena, ya se verifica la brecha, donde la sobremortalidad resulta mayor para pacientes que fallecieron en hospitales. Es importante notar que muchos decesos se dieron en otros lugares como casas, vía pública y centros de trabajo; lo cual da pie a pensar en aquellos individuos que no pudieron alcanzar a recibir atención médica a tiempo. Para el caso de Brasil, el comportamiento es similar, exceptuando las primeras cuatro semanas del análisis, donde se verifica una sobremortalidad mayor para individuos que murieron fuera de los centros médicos. Esto puede guardar relación con el rápido aceleramiento de contagios y muertes que se dio rápidamente comenzada la pandemia. Como se observa al final de la serie, ambos valores se homogenizan y, finalmente, la sobremortalidad pasa a ser mayor en hospitales; lo cual mostraría una mayor capacidad de atención médica pese a la imposibilidad de salvar al paciente.

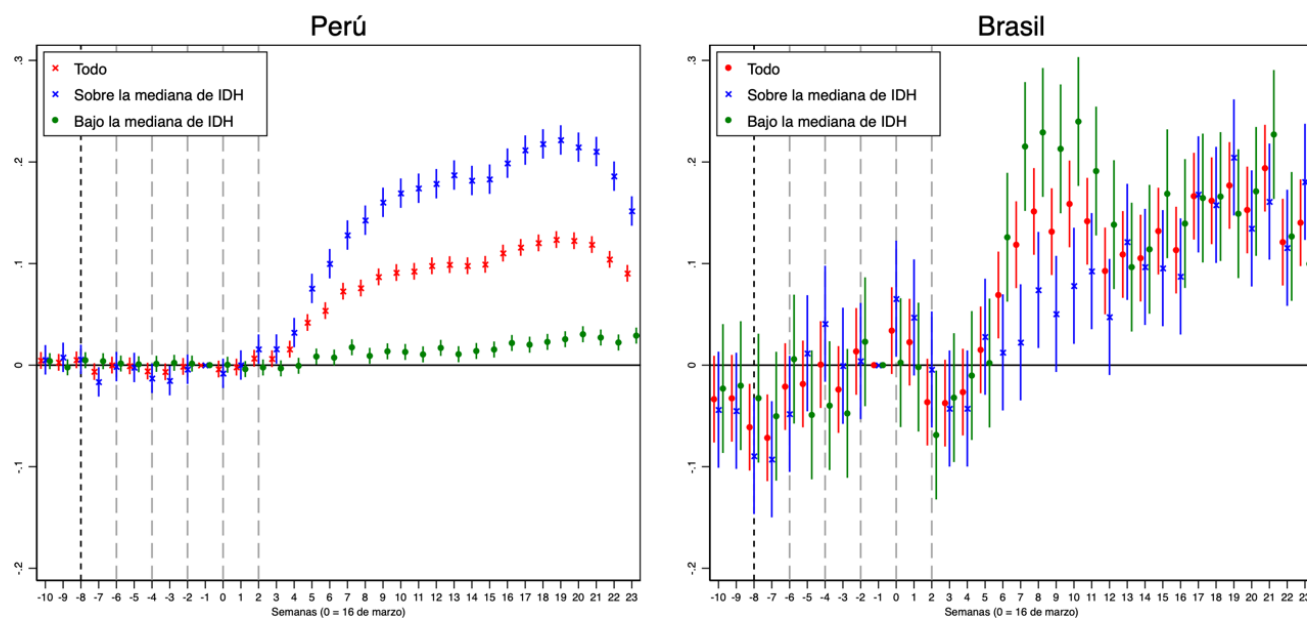
FIGURA 30. EFECTOS SOBREMORTALIDAD POR POBREZA, PERÚ Y BRASIL (2020 vs. 2019)



Fuente: SINADEF para Perú y Portal de Transparencia para Brasil. La mediana de pobreza se define de acuerdo con los distritos o municipios con datos de mortalidad disponibles en cada país. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas decretadas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarentena (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

Complementariamente, las Figura 30 y Figura 31 analiza la sobremortalidad buscando efectos heterogéneos por variables de bienestar como la pobreza municipal y el indicador de desarrollo humano (IDH) del distrito. En la primera de las figuras, se puede verificar que en el caso peruano, la tasa de sobre mortalidad en distritos más pobres es menor que en los más ricos. Sin embargo, este fenómeno está bastante correlacionado con las condiciones de densidad urbana del país, pues aquellos distritos con pobreza sobre la mediana nacional son generalmente rurales; por lo que no presentan condiciones para la aglomeración y rápido contagio. Como veíamos del análisis espacial, esto guarda relación con la dinámica de entrada del virus, el cual se menciona 'ingreso por la capital' y se fue esparciendo en el interior. Para finales de la serie, la sobremortalidad de distritos menos pobres empieza a reducirse mientras que la de los pobres permanece constante. Líneas más abajo, para el caso de Lima Metropolitana y Callao, será posible verificar más precisamente el efecto de la pobreza al controlar parcialmente la urbanidad utilizando una única provincia. En cambio, en Brasil, la brecha es claramente en desfavor de los más pobres. La sobremortalidad en los municipios más pobres aumenta entre las semanas 5 y 16 hasta en 30%; mientras que el exceso de muertes en distritos por debajo de la mediana de pobreza tienen una tasa de sobre mortalidad significativa recién a partir de la semana 13 y llega a un pico de 14% en la semana 21. En este sentido, los residentes de distritos más ricos pudieron protegerse de la mortalidad causada por la pandemia hasta mediados del periodo considerado, pues luego de la semana 16 sus niveles de sobremortalidad igualan a la de los distritos más pobres.

FIGURA 31. EFECTOS SOBREMORTALIDAD POR IDH, PERÚ Y BRASIL (2020 vs. 2019)



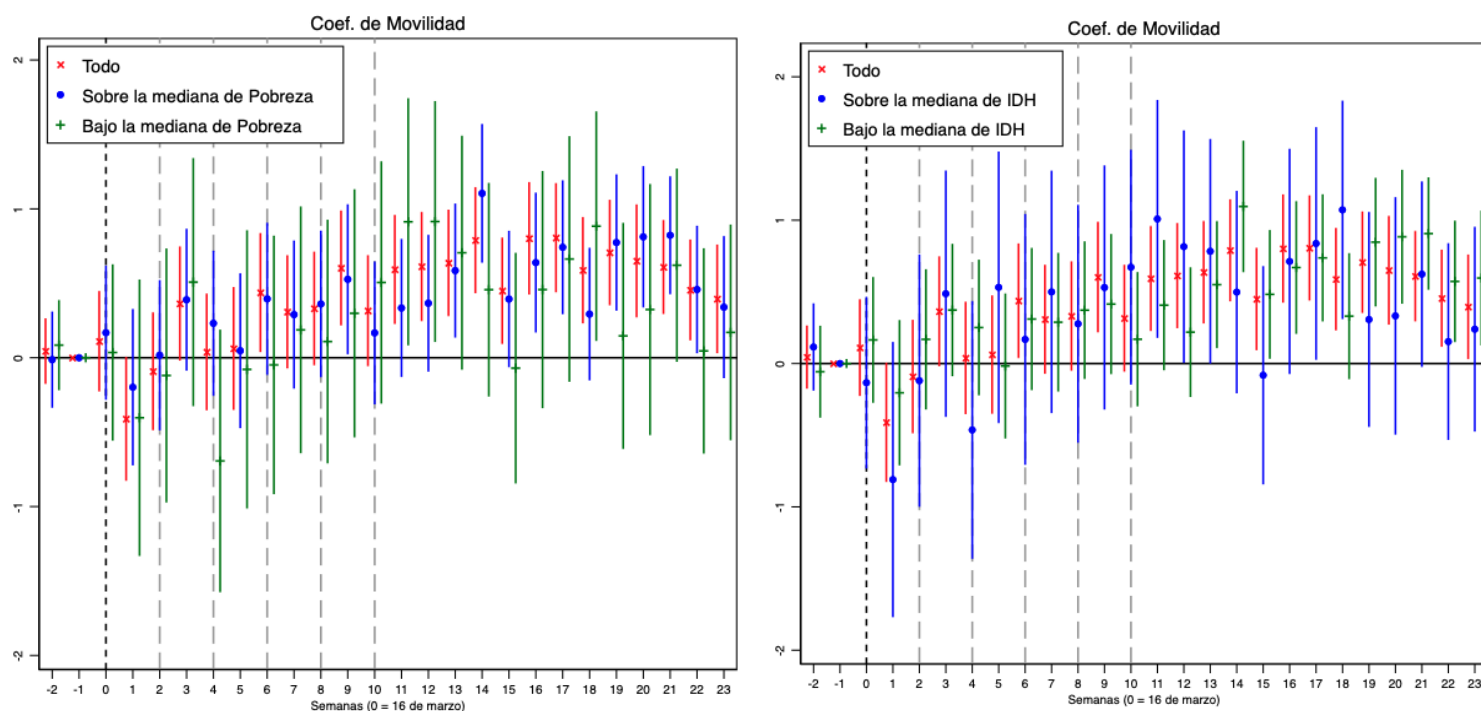
Fuente: SINADEF para Perú y Portal de Transparencia para Brasil. La mediana del IDH se define de acuerdo con los distritos o municipios con datos de mortalidad disponibles en cada país. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas decretadas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarentena (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

En Perú, la dinámica es similar al emplear el IDH. Se tiene, así, que los distritos con mayores niveles de IDH presentan una mayor sobre mortalidad. Para Brasil, el comportamiento es similar al encontrado respecto a la pobreza, pues se observa una mayor sobremortalidad a partir de la semana 6 en los distritos con menor IDH. Los distritos con mayor IDH recién presentan parámetros de sobremortalidad significativa a partir de la semana 8, el cual iguala a los distritos con menor IDH a partir de la semana 13. Los resultados de impactos heterogéneos considerando la división por clase media, determinada por la proporción de hogares no pobres ni vulnerables, son muy similares a los de pobreza e IDH para ambos países. Estos se presentan en los anexos.

Efecto de la movilidad en la sobremortalidad: Provincias de Perú

Como último inciso de los resultados, se presentan las estimaciones de los estudios de eventos para ambos países considerando la especificación (2) presentada en la metodología. En ella se incluye un efecto de interacción con la variable de movilidad obtenida de GranData. Dadas sus limitaciones por el método de construcción del indicador, en el presente acápite restringimos el análisis de movilidad a las mismas provincias en Perú que fueron analizadas mediante los estadísticos espaciales. Las figuras presentadas a continuación tienen una interpretación idéntica a aquellas de los resultados previos. Cabe resaltar que, en este caso, el parámetro que está siendo representado por los puntos del gráfico es el vector β_t^{mov} ; el cual recupera el efecto de la movilidad sobre el exceso de muertes. Los gráficos presentan tanto los impactos generales de la movilidad, como impactos heterogéneos por pobreza e IDH para todas las semanas con las que se cuenta con información de movilidad. Finalmente, cabe resaltar que esta última variable presenta una medición bastante imprecisa; por lo cual se dificulta el hallazgo de parámetros estadísticamente significativos.

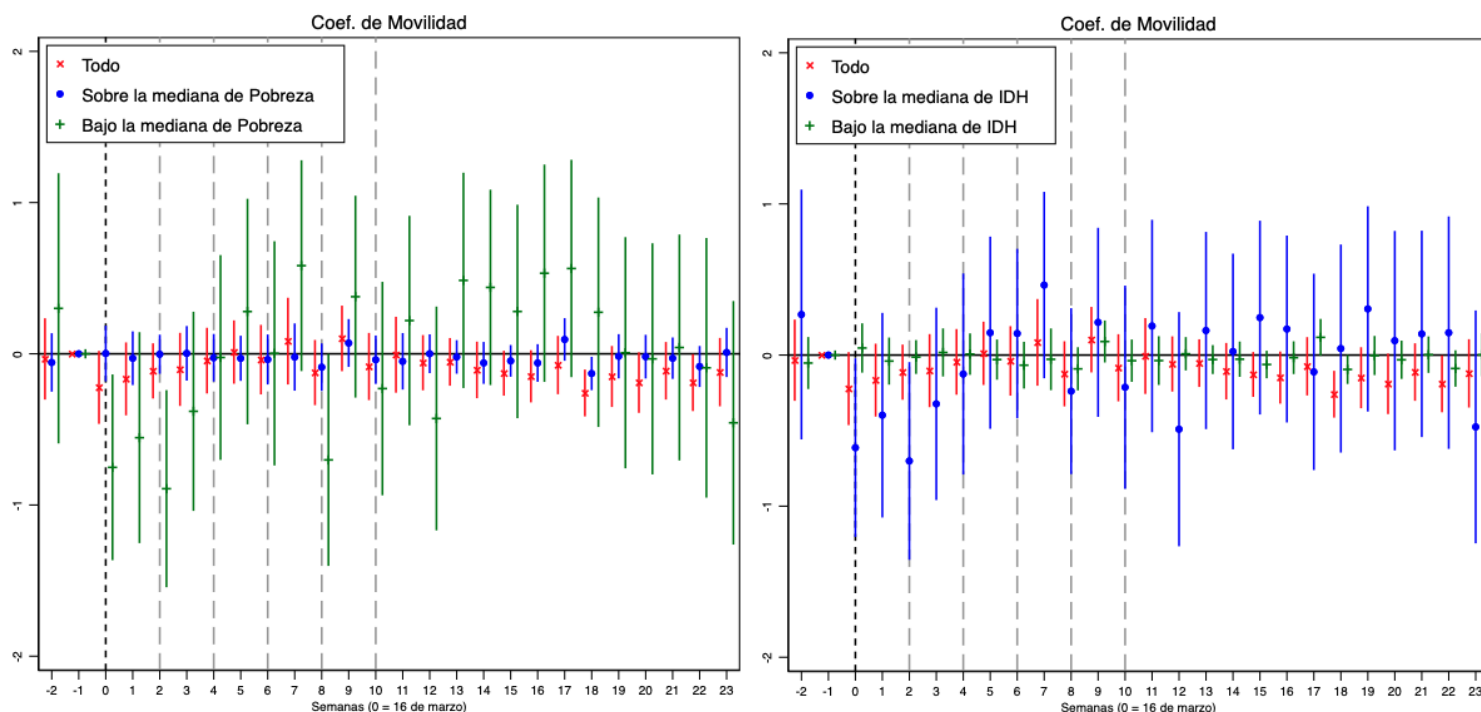
FIGURA 32. EFECTOS DE MOVILIDAD Y SOBREMORTALIDAD, LIMA METROP. Y CALLAO (2020 vs. 2019)



Fuente: SINADEF para Perú y GranData. La mediana de pobreza se define de acuerdo con los distritos con datos de mortalidad disponibles en cada país. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas emitidas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarenta (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

La Figura 32 presenta los impactos de la movilidad para el caso de los distritos dentro de la provincia de Lima Metropolitana y el Callao. El primer punto a resaltar es el considerable tamaño de los parámetros de movilidad que llegan hasta valores cercanos al 100%. Así, es posible verificar que la movilidad tiene un efecto significativo y positivo en la sobremortalidad a partir de las semanas 9 en adelante; lo cual se condice con el final de la cuarentena estricta en el país. Asimismo, el efecto significativo comienza alrededor de 60% para las semanas 9-11 y continúa en aumento hasta llegar al 80% en las semanas 16-17. Es decir, la movilidad es un factor de incremento de la sobremortalidad y cada vez de mayor intensidad en el tiempo. Este efecto se ve reflejado, sobre todo, en los distritos más pobres de la muestra. Complementariamente, al dividir la muestra de acuerdo con el IDH, los distritos por con bajos valores de IDH presentan un efecto positivo de la movilidad sobre la mortalidad a partir de la semana 13. El coeficiente indica un incremento de 50% en la semana 13 y en crecimiento hasta 90% en la semana 21. Resultados similares se encuentran al dividir la muestra por la variable de clase media (ver anexo). En síntesis, para Lima Metropolitana y Callao, la movilidad ha tenido un efecto de exacerbación de la sobremortalidad, el cual ha afectado particularmente tanto a los pobres como aquellos hogares con privaciones en otras dimensiones del bienestar.

FIGURA 33. EFECTOS DE MOVILIDAD Y SOBREMORTALIDAD, AREQUIPA (2020 vs. 2019)

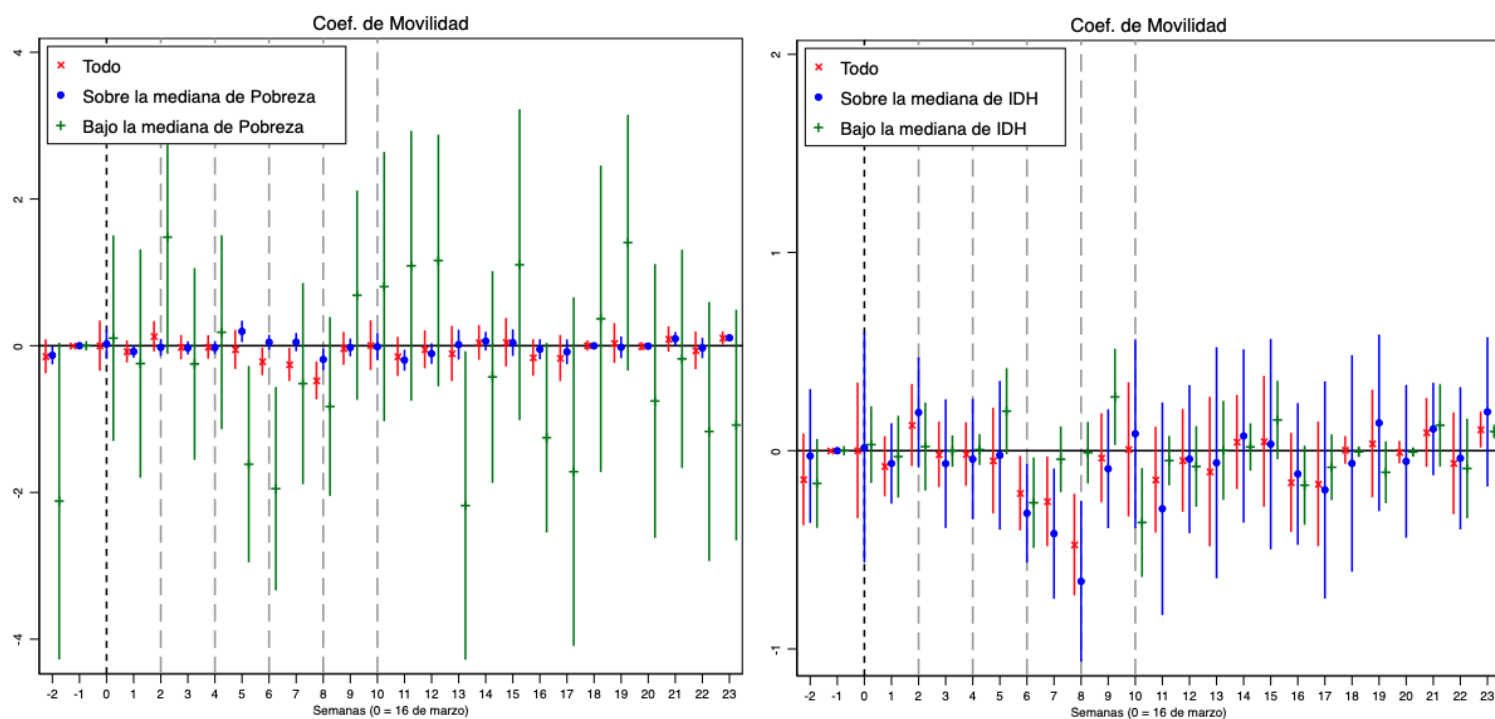


Fuente: SINADEF para Perú y GranData. La mediana de pobreza se define de acuerdo con los distritos con datos de mortalidad disponibles. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas decretadas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarenta (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

En la Figura 33 se presenta el mismo análisis para el caso de la provincia de Arequipa. Los amplios intervalos de confianza no permiten determinar el efecto de la movilidad en esta provincia. Si bien los parámetros no resultan significativos en la mayoría de los casos, es posible verificar que el parámetro de aumento en sobremortalidad por movilidad es mayor en la mayoría de semanas para aquellos distritos con menor tasa de pobreza. Esto se condice con los resultados espaciales encontrados previamente, donde se vio un exceso de muertes relacionado a los municipios más poblados y del centro de la ciudad, que son también aquellos más ricos. De la misma manera, los distritos con mayor IDH y mayor clase media en Arequipa tienen parámetros mayores que el resto, pese a su no significancia estadística.

La Figura 34 muestra el análisis para la provincia de Maynas. Persiste la misma limitación de los datos, considerando además que pocos distritos cuentan con información completa de movilidad, pues los amplios intervalos de confianza no permiten determinar el efecto de la movilidad en esta provincia,

FIGURA 34. EFECTOS DE MOVILIDAD Y SOBREMORTALIDAD, MAYNAS (2020 vs. 2019)



Fuente: SINADEF para Perú y GranData. La mediana de pobreza se define de acuerdo a los distritos con datos de mortalidad disponibles. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas decretadas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarenta (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

8. Conclusiones e implicancias de política

La motivación del estudio surge de la constatación de una aparente paradoja: dos países, el Perú y el Brasil, que adoptaron políticas de confinamiento completamente opuestas terminaron con tasas de mortalidad entre las más altas del mundo. Surge la pregunta de saber en qué medida las medidas de confinamiento fueron respetadas y cuánto de la movilidad observada mediante el indicador construido por GranData sobre la base de la telefonía móvil, incidió sobre las tasas de mortalidad.

La realización del presente estudio ha sido posible gracias a la disponibilidad de datos de defunciones provenientes de los registros civiles en la medida que los datos oficiales de fallecidos por COVID-19 presentan una tasa importante de subregistro. Dicho subregistro varía entre países y entre regiones de un mismo país, así como en el tiempo.

- Ello implica la necesidad de mejorar la calidad de los registros administrativos de las estadísticas vitales y enlazarlos con las bases georreferenciadas de los censos.
- Las bases de microdatos deben ser puestas a disposición de los investigadores de manera oportuna, así como la documentación técnica detallando los alcances y límites de las mismas.

Los datos de movilidad de las personas durante la pandemia permiten de apreciar la eficacia de medidas de confinamiento. Al mismo tiempo, la disponibilidad de datos censales de características socioeconómicas y demográficas de los distritos/municipios ponen en evidencia que las desigualdades estructurales condicionan la eficacia de las medidas de contención de la movilidad y son a su vez acentuadas por las consecuencias sanitarias de la pandemia y económicas de la inmovilización de la población.

El contraste entre los indicadores de movilidad agregada provenientes de otras fuentes (Facebook, Google, Waze) y el indicador de movilidad de GranData han revelado importantes debilidades de esta última debido a los procedimientos utilizados en la construcción del indicador de movilidad a partir de los datos brutos. Al estar centrados en un periodo y una localidad (la provincia), la comparabilidad entre distritos de diferentes provincias es problemática, por no decir imposible. Se hace necesario igualmente un trabajo detallado de limpieza de datos y de examen de los sesgos presentes. Estas deficiencias limitan el alcance de los resultados a aquellos que presentan un grado de robustez elevado, a pesar del ruido contenido en las variables de movilidad.

Los análisis de indicadores espaciales en base a los datos distritales (correlaciones espaciales, hot spots, entre otros) y su evolución en el tiempo y en el espacio revelan patrones de correlación espacial. Las características espaciales de la difusión de la epidemia se revelan útiles en la definición de políticas de contención, en particular adoptando un enfoque de respuesta temprana, anticipando la propagación con el fin de adecuar rápidamente la oferta sanitaria, tomando las medidas preventivas del caso.

Otro resultado que debemos resaltar es que los factores de vulnerabilidad previos a la pandemia condicionan el alcance de las medidas administrativas de confinamiento. Los niveles de informalidad, de segregación residencial en grandes ciudades, la desigualdad y la pobreza, son todos factores que inciden sobre una mayor mortalidad de la epidemia. Asimismo, la población vulnerable se concentra en los adultos mayores, en particular varones (queda por determinar cuánto de ello se debe a factores biológicos y cuanto a factores de comorbilidad asociados a factores socioeconómicos). En el caso peruano, la sobremortalidad entre la población adulta mayor aumenta a más del 40% tempranamente y se mantiene elevada desde la semana 9 en adelante. Con ello, se puede verificar que la sobremortalidad en adultos mayores es más del cuádruple que en el resto de la población para el Perú. En el caso de Brasil, las estimaciones parecen no permiten identificar una diferencia estadísticamente significativa entre la sobre mortalidad de mayores y menores de 60 años, aunque se mantiene por encima de aquella para el resto de la población para toda la serie estudiada. Por otra parte,

tanto para Perú como para Brasil, es posible verificar que la disparidad de género en las muertes es considerablemente más desfavorable para los hombres que para las mujeres para todo el periodo considerado.

Dado estos resultados, es posible determinar que el efecto de la pandemia en la sobremortalidad de adultos mayores en Perú ha sido crítico, incluso sobrepasado los niveles de excesos de muertes en Brasil que se mostraban por encima del caso peruano. La atención focalizada en los grupos vulnerable debió ser, desde un inicio, una prioridad absoluta que hubiera podido lograr disminuir muy fuertemente la tasa de mortalidad y reducir la presión sobre los hospitales. Ello hubiera requerido tener por un lado un registro administrativo que permita un seguimiento y atención personalizada de dicho grupo. Estos elementos existen en ambos países, pero requieren ser extendidos ampliamente.

La mayoría de los resultados muestran que el efecto de las medidas de inmovilización no es lineal y, más bien, hay una evolución de corto y largo plazo, así como efectos de duración. Además, presentan resultados significativos y muestran tendencias opuestas e incluso intensidades distintas entre países.

El método estadístico adoptado ('event studies') presenta la ventaja de poder inferir causalidades respecto a otros métodos econométricos que requieren la construcción de un contrafactual. El hecho de considerar semanas previas al evento nos ha permitido verificar que el supuesto de tendencias paralelas es plausible en la gran mayoría de los casos, pues estos parámetros no resultan sistemáticamente significativos. Nuestras estimaciones de los parámetros del modelo econométrico nos revelan que la tasa de mortalidad tiene un comportamiento evolutivo diferenciado en el tiempo que se torna positiva y significativa a partir de la semana 4 y 6 en Perú y Brasil, respectivamente. Para el caso peruano, es posible verificar como la tasa de sobremortalidad aumenta hasta cerca del 10% a partir de la semana 10 y, que tras levantarse las restricciones a la movilidad la tasa se mantiene alrededor de ese valor para el resto de las semanas con un pico en la semana 20. En el caso de Brasil, la tasa de aumento de muertes se dispara más rápido hasta sobrepasar el 15% entre las semanas 8 y 10.

El impacto positivo de la adecuación de la oferta sanitaria, como producto de las medidas de cuarentena, es visible en la disminución de la tasa de mortalidad. Para el caso peruano, al comienzo y mitad de la pandemia no es posible identificar diferencias significativas entre personas que fallecieron en el hospital versus el resto de los lugares. A partir del levantamiento de la cuarentena, ya se verifica la brecha, donde la sobremortalidad resulta mayor para pacientes que fallecieron en hospitales. Es importante notar que muchos decesos se dieron en otros lugares como casas, vía pública y centros de trabajo; lo cual da pie a pensar en aquellos individuos que no pudieron alcanzar a recibir atención médica a tiempo. Para el caso de Brasil, el comportamiento es similar, exceptuando las primeras cuatro semanas del análisis, donde se verifica una sobremortalidad mayor para individuos que murieron fuera de los centros médicos. Esto puede guardar relación con la rápida aceleración de contagios y muertes que se dio rápidamente comenzada la pandemia. Como se observa al final del periodo considerado, ambos valores se homogenizan y, finalmente, la sobremortalidad pasa a ser mayor en hospitales; lo cual mostraría una mayor capacidad de atención médica pese a la imposibilidad de salvar al paciente.

Uno de los resultados más robustos del estudio es la estrecha relación encontrada entre la mortalidad y los niveles de pobreza en los distritos de las grandes ciudades. A mayor pobreza, mayor mortalidad. Sin embargo, este fenómeno está bastante correlacionado con los niveles de urbanización del país. Aquellos distritos con pobreza por encima de la mediana nacional son generalmente rurales; por lo que no presentan condiciones para la aglomeración y rápido contagio. En el análisis descriptivo espacial mostramos que esto guarda relación con la dinámica de entrada del virus, que "ingresó por la capital" y se fue propagando hacia el interior del país según el grado de interconexión vial y comercial con el foco y luego entre sus vecinos. Para finales del periodo estudiado, la sobremortalidad de distritos menos pobres empieza a reducirse mientras que la de los pobres permanece constante. En este sentido, los residentes de distritos más ricos pudieron protegerse de la mortalidad

causada por la pandemia, aunque posteriormente, y por las mismas razones, la pandemia 'regresó' a los distritos/municipios más ricos en la medida que la proporción de población susceptible de contagiarse era mayor y que las medidas de confinamiento tendieron a relajarse. Una mirada fina a nivel de distritos en la capital del Perú muestra que la movilidad es un factor de incremento de la sobremortalidad y cada vez de mayor intensidad en el tiempo. Este efecto se ve reflejado sobre todo en los distritos más pobres, con menor IDH o con mayor proporción de hogares vulnerables. En síntesis, para Lima Metropolitana y Callao, la movilidad ha tenido el efecto de exacerbar la sobremortalidad, la cual ha afectado particularmente tanto a los pobres como aquellos hogares con privaciones en otras dimensiones del bienestar.

Implicaciones para la política pública

Los patrones de propagación de la epidemia permiten derivar algunas implicancias de política pública. En primer lugar, la propagación en las grandes ciudades, que presentan niveles importantes de segregación residencial, tienden a seguir un patrón temporal-espacial que se inicia en el centro para luego propagarse a la periferia más pobre a cuya población les es más difícil respetar las medidas de inmovilización. Posteriormente, al levantarse las restricciones, la población de la periferia circula en las zonas que concentran los polos de empleo en donde la población contaba con los medios para respetar las cuarentenas de modo que se inicia una segunda ola de contaminaciones. Sin embargo, la letalidad de la epidemia refleja las desigualdades sociales de manera que las zonas de alta mortalidad siguen siendo las zonas en donde reside la población con menores recursos.

En segundo lugar, las medidas relativas a la inmovilidad de las personas interactúan con las condiciones de vida de la población: la desigualdad y la segregación residencial en grandes ciudades son a la vez factores agravantes que a su vez han sido acentuados por los efectos de la pandemia y las medidas de confinamiento. La política de apoyo a los ingresos de los hogares ha sin duda jugado un papel importante que explica en cierto modo el contraste entre los casos de Perú (con un débil sistema de focalización y un alcance limitado a la población) y el Brasil (con programas sociales de amplia cobertura y sostenidos en el tiempo).

En este sentido, las políticas de transferencias (bonos) a los hogares y a las micro y pequeñas empresas constituyen un factor importante en la posibilidad de respetar las consignas de inmovilidad y distanciamiento social. Dichas transferencias juegan además un papel en la demanda agregada que permite a las empresas que reciben ayuda (préstamos garantizados por el estado) encontrar mercados para sus productos y así poder también pagar los créditos recibidos. In fine, el costo fiscal de las medidas de sostén a la demanda y a las micro y pequeñas empresas es costo-efectiva pues reduce el costo fiscal del default de los créditos, sostiene la demanda (y los impuestos indirectos) y al mismo tiempo ofrece un piso mínimo de protección social a los hogares. Dichas medidas a su vez reducen la presión sobre el sistema de salud. Este círculo virtuoso debe ser mantenido hasta que se alcance la inmunidad colectiva gracias a una política de vacunación que privilegie los grupos étnicos y por sexo que presentan la mayor mortalidad frente al COVID-19.

Ello significa que las políticas de inmovilización ganan en efectividad si y solo si están acompañadas de políticas de protección social tanto referida al acceso a la atención primaria y de alta complejidad como a la protección del empleo, los micro negocios y los ingresos de los hogares. La capacidad de los estados en implementar dichas políticas en respuesta a la emergencia sanitaria es tributaria de la existencia previa de sistemas de protección social de los hogares no solamente en situación de pobreza sino también de en situación de vulnerabilidad frente al riesgo de caer en pobreza ante un choque adverso.

9. Referencias

- Acosta, L. D. (2020). Capacidad de respuesta frente a la pandemia de COVID-19 en América Latina y el Caribe. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 44.
- Arias-Reyes, C., Zubieta-DeUrioste, N., Poma-Machicao, L., Aliaga-Raduan, F., Carvajal-Rodriguez, F., Dutschmann, M., Schneider-Gasser, E.M., Zubieta-Calleja, G., Soliz, J., (2020). Does the pathogenesis of SARS-CoV-2 virus decrease at high-altitude? *Respir. Physiol. Neurobiol.* 277, 103443.
- Atkeson, A., K. Kopecky & T. Zha (2020). Four Stylized Facts about COVID-19. NBER Working Paper 27719.
- Bargain, O., & Ulugbek, A. (2020). Poverty and COVID-19 in Developing Countries. *Bordeaux University*.
- Baum, C. F., & Henry, M. (2020). Socioeconomic Factors influencing the Spatial Spread of COVID-19 in the United States. *Miguel, Socioeconomic Factors influencing the Spatial Spread of COVID-19 in the United States (May 29, 2020)*.
- Bengtsson L, Lu X, Thorson A, Garfield R, von Schreeb J (2011) Improved Response to Disasters and Outbreaks by Tracking Population Movements with Mobile Phone Network Data: A Post-Earthquake Geospatial Study in Haiti. *PLoS Med* 8(8): e1001083. doi:10.1371/journal.pmed.1001083.
- Benites, J. et al. (2020). Racial and Ethnic Disparities in COVID-19: Evidence from Six Large Cities. NBER Working Paper 27592.
- Benitez, J., Courtemanche, C., & Yelowitz, A. (2020). Racial and ethnic disparities in COVID-19: Evidence from six large cities. *Journal of Economics, Race, and Policy*, 1-19.
- Blofield, M., C. Giambruno, F. Filgueira (2020). Policy expansion in compressed time: Assessing the speed, breadth and sufficiency of post- COVID social protection measures in ten Latin American countries. ECLAC Social Policy Series.
- Brodeur, A., Gray, D.M., Islam, A., Bhuiyan, S. (2020). A Literature Review of the Economics of COVID-19. IZA DP 13411, June.
- CEPAL (2020). The social challenge in times of COVID-19. Special Report N°3, 12 may 2020.
- Cereda, F., Rubiao, R. M., & Sousa, L. D. (2020). COVID-19, Labor Market Shocks, Poverty in Brazil: A Microsimulation Analysis.
- Cruces, G., Lanjouw, P., Lucchetti, L., Perova, E., Vakis, R., Viollaz, M (2011). Intra-generational Mobility and Repeated Cross-sections. A Three-Country Validation Exercise. Policy Research Working Paper 5916. The World Bank.
- Desmet, K. & R. Wacziarg (2020). Understanding Spatial Variation in COVID-19 across the United States. NBER Working Paper 27329.
- Desmet, K., & Wacziarg, R. (2020). *Understanding Spatial Variation in COVID-19 across the United States* (No. w27329). National Bureau of Economic Research.
- Ding, W. et al. (2020). Social Distancing and Social Capital: Why U.S. Counties Respond Differently to COVID-19. NBER Working Paper 27393.

- Ding, W., Levine, R., Lin, C., & Xie, W. (2020). Social Distancing and Social Capital: Why US Counties Respond Differently to COVID-19. *Available at SSRN 3624495*.
- Fujiwara, Thomas (2020) Estimating Excess Deaths due to COVID-19 in Brazil using the Cartorios Data. Princeton University. Disponible en: http://www.princeton.edu/~fujiwara/papers/excess_deaths.pdf
- Glaeser, E. et al. (2020). How Much does COVID-19 Increase with Mobility? Evidence from New York and Four other Cities. NBER Working Paper 27519.
- González-Bustamante, B. (2020). Evolution and early government responses to COVID-19 in South America. *World development*, 137, 105180.
- Herrera, J., and Cozzubo, A. La Vulnerabilidad de los hogares a la pobreza en el Perú, 2004-2014. PUCP, Departamento de Economía, 2016.
- INEI (2020). Mapa de Pobreza Monetaria Provincial y Distrital 2018. Instituto Nacional de Estadística e Informática.
- INEI (2020b). Informe técnico Perú: Estimación de la vulnerabilidad económica a la pobreza monetaria. Instituto Nacional de Estadística e Informática.
- Jorge, D. C., Rodrigues, M. S., Silva, M. S., Cardim, L. L., da Silva, N. B., Silveira, I. H., ... & Ramos, P. I. (2020). Assessing the nationwide impact of COVID-19 mitigation policies on the transmission rate of SARS-CoV-2 in Brazil. *medRxiv*.
- Lee, S. I. (2001). Developing a bivariate spatial association measure: an integration of Pearson's r and Moran's I Journal of Geographical Systems, N°3, pp 396-385.
- López-Calva, L. F., & Ortiz-Juarez, E. (2014). A vulnerability approach to the definition of the middle class. *The Journal of Economic Inequality*, 12(1), 23-47.
- Lustig, N., Martinez-Pabon, V., Sanz, F., & Younger, S. D. (2020). *The Impact of COVID-19 Lockdowns and Expanded Social Assistance on Inequality, Poverty and Mobility in Argentina, Brazil, Colombia and Mexico* (No. 558).
- Mariani, L., J. Gagate-Miranda, & P. Retzl (2020). Words can hurt: how political communication can change the pace of an epidemic. CEPR COVID Economics.
- Martins-Filho, P. R., de Souza Araújo, A. A., Quintans-Júnior, L. J., & Santos, V. S. (2020). COVID-19 fatality rates related to social inequality in Northeast Brazil: a neighbourhood-level analysis. *Journal of Travel Medicine*.
- Meneses-Navarro, S. et al. (2020). "The challenges facing indigenous communities in Latin America as they confront the COVID-19 pandemic", *International Journal for Equity in Health* 19:63.
- Segovia-Juárez, J., J.M. Castagnetto & G. Gonzáles (2020). "High altitude reduces infection rate of COVID-19 but not case-fatality rate". *Respiratory Physiology & Neurobiology* 281(2020) 103494.

Anexos

Anexo 1: Estadísticos Espaciales

ÍNDICE DE MORAN

Índice Espacial Global de Moran General:

$$I = \frac{N \sum_i \sum_j w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{S_0 \sum_i (y_i - \bar{y})^2}$$
$$S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$$

- N es el número de observaciones.
- w_{ij} es el peso del ‘vecino j’ para i
- y_i el valor de la observación i
- $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_i y_i$ es el promedio de los valores.

Índice Espacial Global de Moran con la matriz de pesos con las “filas estandarizadas¹⁴”:

$$I = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij}^s (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}$$

Utilizando el concepto de “spatial-lag”:

$$\tilde{y}_i = \sum_j w_{ij}^s y_j$$

Con ambas introducciones (‘spatial-lag’ y filas estandarizadas) el índice de Moran Global se presenta como:

$$I = \frac{\sum_i (y_i - \bar{y})(\tilde{y}_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_i (\tilde{y}_i - \bar{y})^2}}$$

Interpretación: Estadísticamente, es claro, que es una covarianza de valores estandarizados; por un lado, el valor estandarizado de la observación del distrito i , mientras que, por otro, el promedio ponderado de los valores estandarizados (con respecto a la media y desviación estándar de la muestra) de los ‘vecinos’ de i . Asimismo, se puede interpretar que, en promedio, “si el valor de y_i del distrito i esta una desviación estándar sobre la media de la muestra, sus vecinos están **Moran I** (valor del estadístico) desviaciones estándar con respecto de la media muestral”

¹⁴ Implica que los pesos de los vecinos de i suman 1.

ÍNDICE DE GETIS ORD LOCAL

Índice Getis Ord Simple

$$G_i = \frac{\sum_j^N w_{ij} y_j}{\sum_i^N y_i}$$

- w_{ij} es un valor binario; 1 si j es vecino de i , 0 si j no es vecino de i .
- En este caso, el numerador representa la suma de valores tanto de los vecinos como el del distrito i ; mientras que el denominador es la suma de todos los valores de los distritos del país.
- Solo es útil para valores y_j mayores a 0.
- La interpretación de G_i es una proporción: cuanto representan los valores tanto de los vecinos como del distrito del total de los valores del país.

Estadístico Getis Ord Generalizado

$$G_i^g = \frac{\sum_{j=1}^N w_{ij} y_j - \bar{Y} \sum_{j=1}^N w_{ij}}{S \sqrt{\frac{N \sum_{j=1}^N w_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^N w_{ij})^2}{N-1}}}$$

Donde

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{j=1}^N y_j}{N}$$
$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N y_j^2}{N} - (\bar{Y})^2}$$

- Este estadístico es producto de la estandarización del ‘Índice Getis Ord Simple’.
- El estadístico generalizado permite valores negativos de y_j .
- En este caso, el estadístico es un ‘z-score’. De tal manera que mientras mayores sea el valor de G_i^g , significa de que hay presencia de un ‘puntos calientes’; mientras que para el caso de valores bajos (muy bajos), significa de que son puntos fríos.

Dado que es producto de la estandarización del ‘Índice Getis Ord Simple’, se asume que la media es

$$E[G_i] = \frac{\sum_{j=1}^N w_{ij}}{N}$$

Mientras que la varianza será¹⁵

$$Var[G_i] = \left[\frac{\sum_{j=1}^N w_{ij} y_j}{\sum_{j=1}^N y_j} \right]^2 - \left[\frac{\sum_{j=1}^N w_{ij}}{N} \right]^2$$

¹⁵ $Var[G_i] = E[G_i^2] - E[G_i]^2$

ÍNDICE DE ASOCIACIÓN BIVARIADA: L DE LEE (2001)

Formula L de Lee General

$$L = \frac{N}{\sum_i (\sum_j w_{ij})^2} \frac{\sum_i [(\sum_j w_{ij}(x_i - \bar{x}))(\sum_j w_{ij}(y_i - \bar{y}))]}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}}$$

Formula L de Lee usando un matriz de pesos con las filas estandarizadas:

$$L = \frac{\sum_i [(\sum_j w_{ij}^s(x_i - \bar{x}))(\sum_j w_{ij}^s(y_i - \bar{y}))]}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}}$$

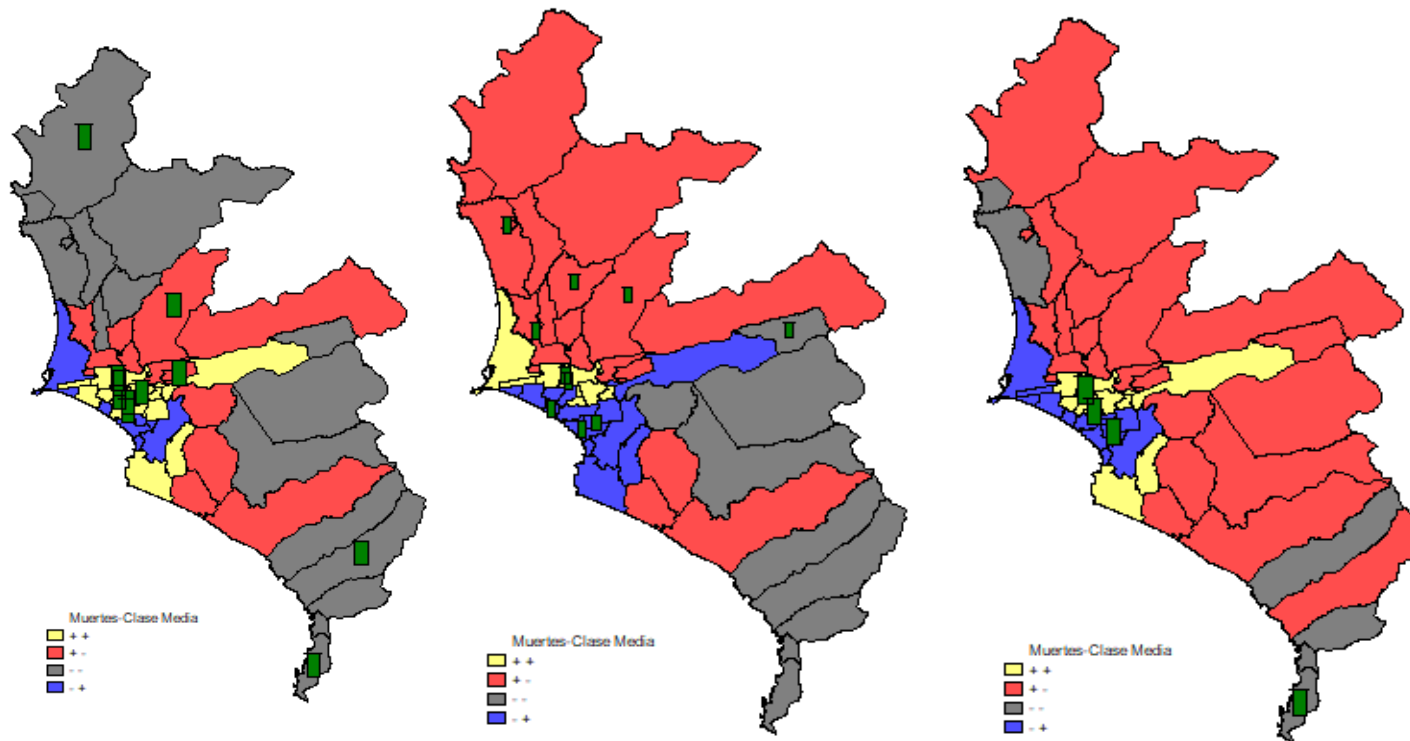
Utilizando el concepto de rezago espacial

$$L = \frac{\sum_i (\tilde{x}_i - \bar{x})(\tilde{y}_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (\tilde{x}_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (\tilde{y}_i - \bar{y})^2}}$$

Interpretación: En promedio “si el valor de $\tilde{x}_i$ (el valor promedio del vecindario del distrito i) esta una desviación estándar sobre la media de la muestra; el valor $\tilde{y}_i$ (el valor promedio del vecindario de i) está **L de Lee** (valor del estadístico) desviaciones estándar con respecto de la media muestral.

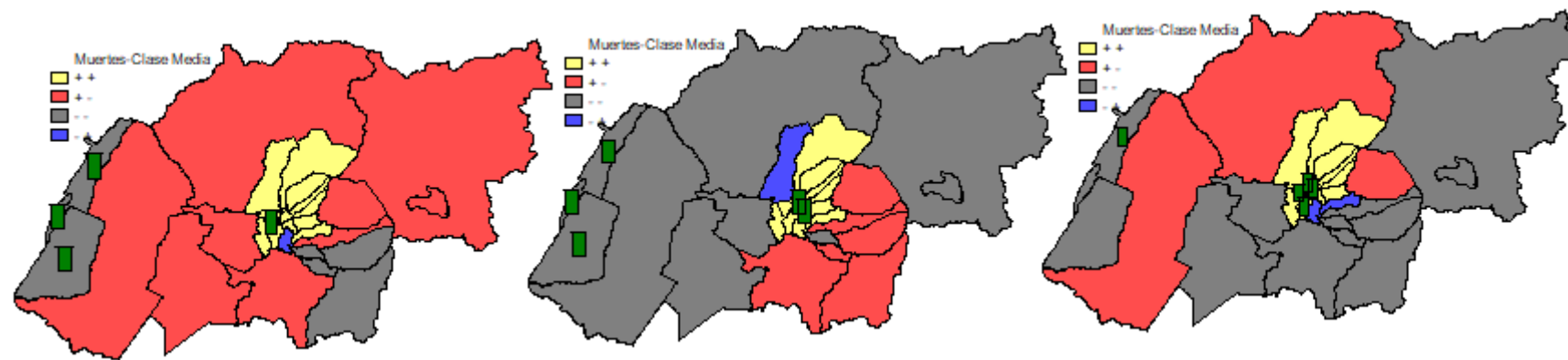
Anexo 2: Correlaciones Espaciales

FIGURA 35. ESTADÍSTICOS DE ASOCIACIÓN BIVARIADA ENTRE EXCESO DE MUERTES Y CLASE MEDIA PARA LOS MESES DE ABRIL, JUNIO Y AGOSTO, PARA LIMA METROPOLITANA Y CALLAO- PERÚ



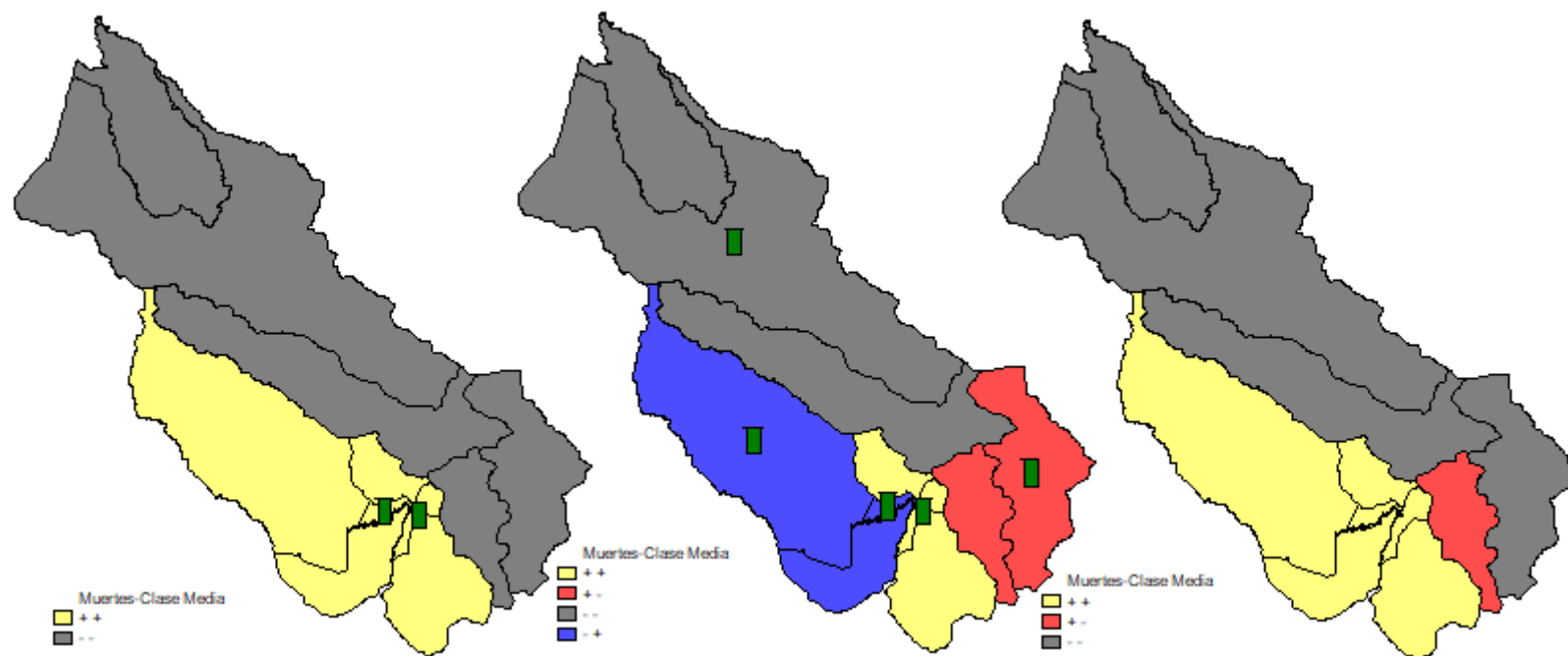
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) clase media: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: SINADEF (2020) - CPV (2020) – INEI (2020) Elaboración Propia.

FIGURA 36. ESTADÍSTICOS DE ASOCIACIÓN BIVARIADA ENTRE EXCESO DE MUERTES Y CLASE MEDIA PARA LOS MESES DE ABRIL, JUNIO Y AGOSTO, PARA AREQUIPA-AREQUIPA-PERÚ



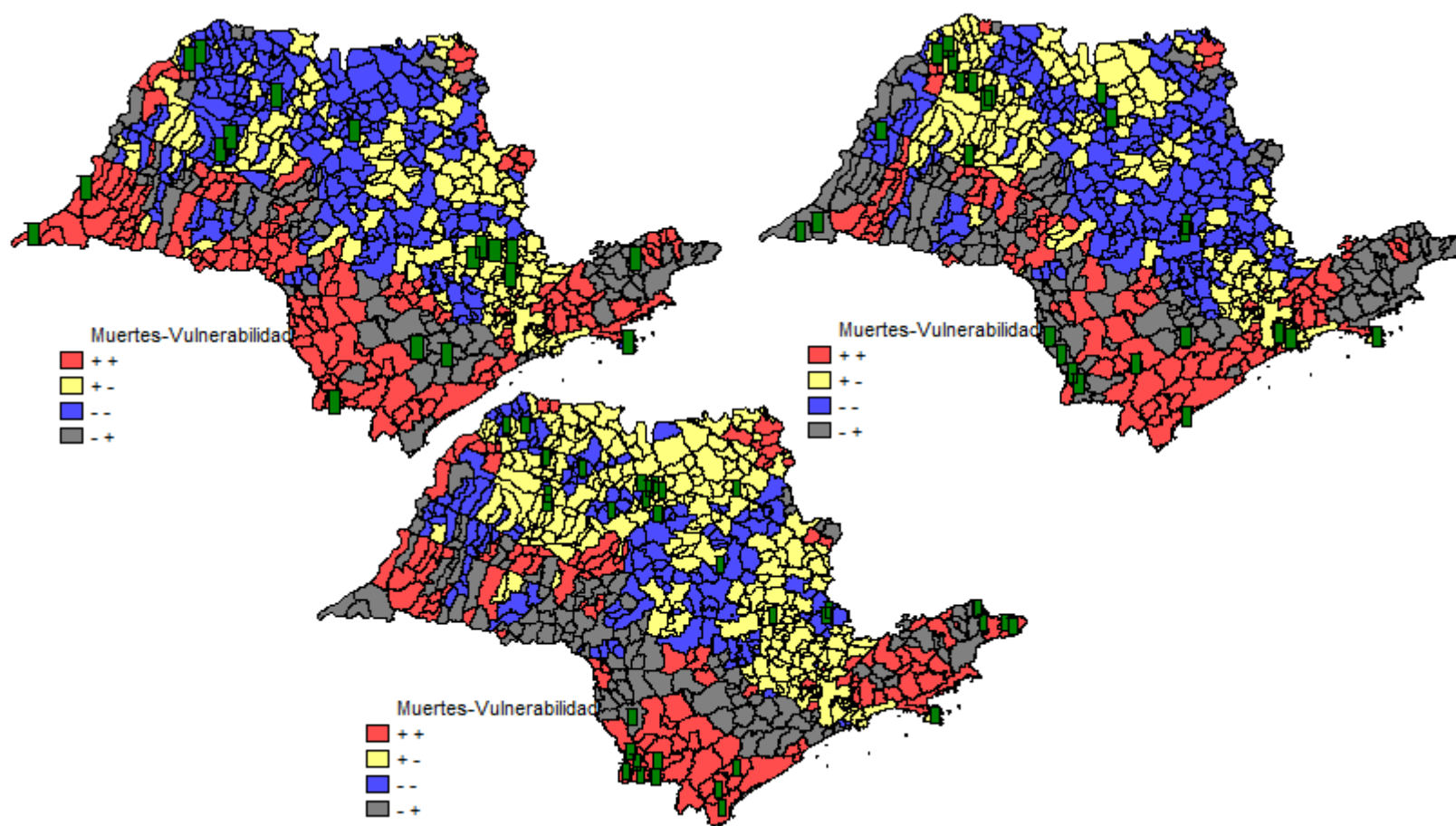
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) clase media: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras *verdes* indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: SINADEF (2020) - CPV (2020) – INEI (2020) Elaboración Propia.

FIGURA 37. ESTADÍSTICOS DE ASOCIACIÓN BIVARIADA ENTRE EXCESO DE MUERTES Y CLASE MEDIA PARA LOS MESES DE ABRIL, JUNIO Y AGOSTO, PARA MAYNAS-LORETO-PERÚ



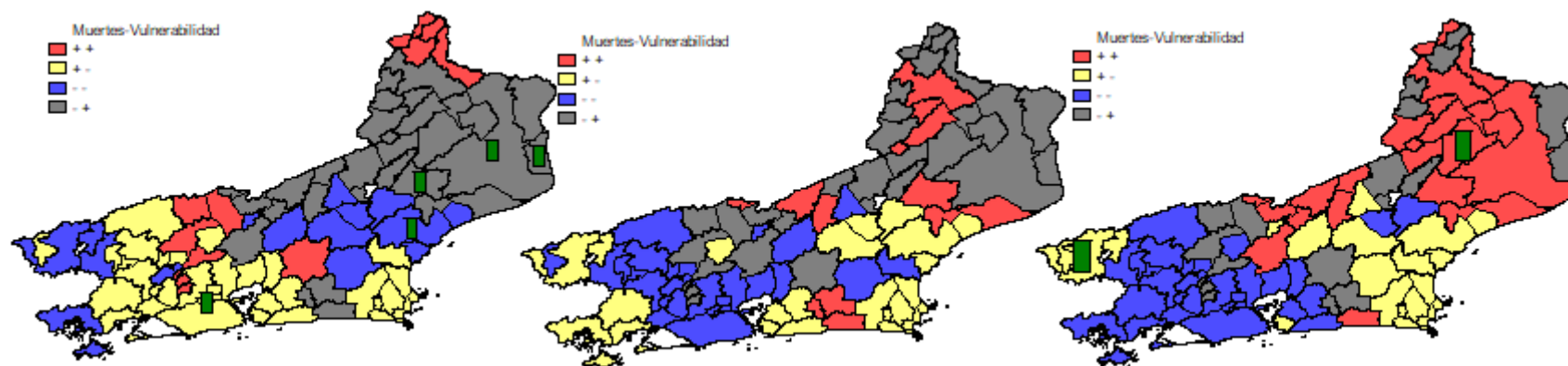
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) clase media: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras verdes indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: SINADEF (2020) - CPV (2020) – INEI (2020) Elaboración Propia.

FIGURA 38. ESTADÍSTICOS DE ASOCIACIÓN BIVARIADA ENTRE EXCESO DE MUERTES Y VULNERABILIDAD PARA LOS MESES DE ABRIL, JUNIO Y AGOSTO, PARA EL ESTADO DE SAO PAULO-BRASIL



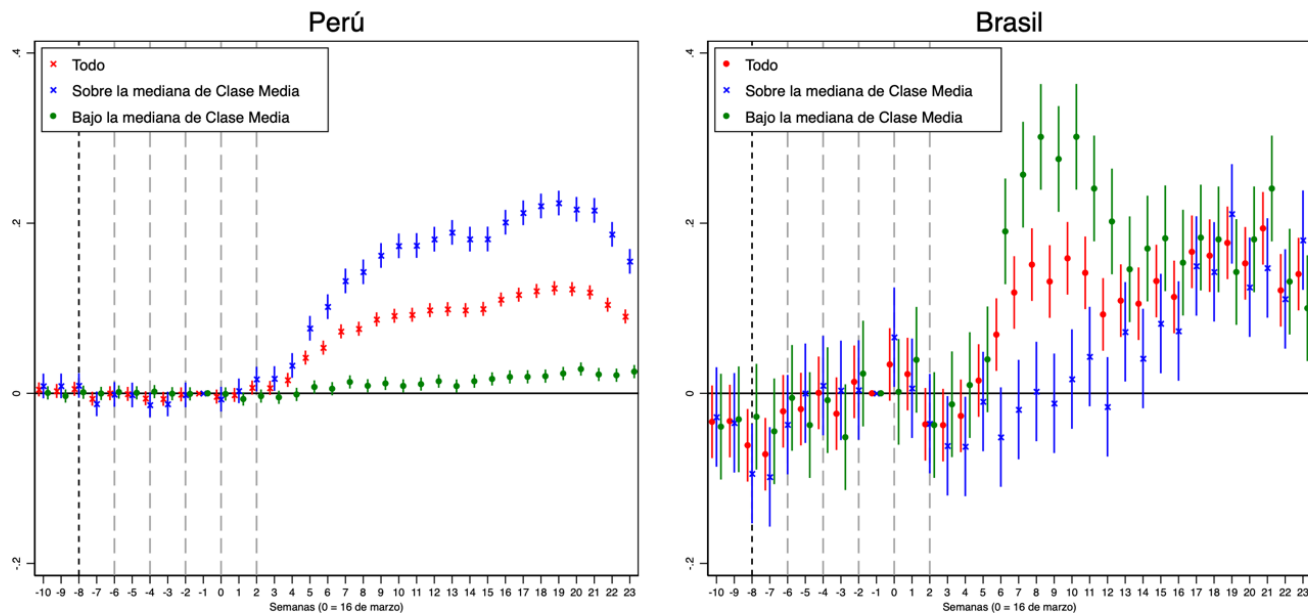
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) vulnerabilidad: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras *verdes* indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: Portal de Transparencia Registro Civil (2020).Elaboración Propia.

FIGURA 39. ESTADÍSTICOS DE ASOCIACIÓN BIVARIADA ENTRE EXCESOS DE MUERTES Y VULNERABILIDAD PARA LOS MESES DE ABRIL, JUNIO Y AGOSTO, PARA EL ESTADO DE RIO DE JANEIRO- BRASIL



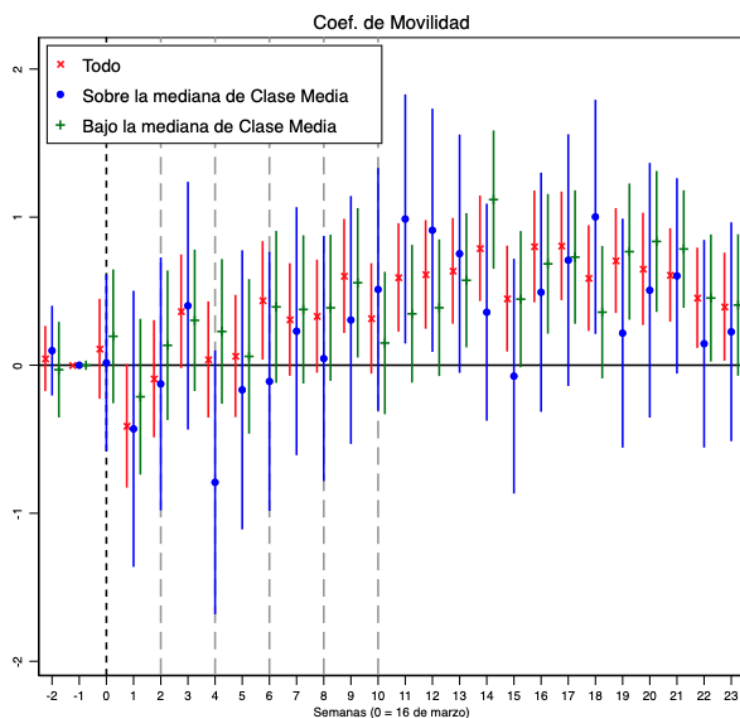
Nota: Colores denotan la siguiente clasificación sobre valor promedio del 'vecindario' del distrito "i" para las variables (1) exceso de muertes y (2) vulnerabilidad: *Rojo* ambas variables sobre la media; *Azul* ambas variables por debajo de la media; *Gris* variable (1) por debajo de la media y variable (2) sobre la media; *Amarillo* variable (1) sobre la media y variable (2) debajo de la media. Las barras *verdes* indican significancia por lo menos al 10%. Exceso de muertes se construye como la diferencia entre las muertes del distrito "i" en el mes "t" y promedio de muertes entre los años 2017 y 2019 en el distrito "i" en el mes "t" sobre la cantidad de habitantes del distrito "i" que tengan 65+ años. Fuente: Portal de Transparencia Registro Civil (2020).Elaboración Propia.

FIGURA 40. EFECTOS EN SOBREMORTALIDAD PERÚ Y BRASIL (2020 EN COMPARACIÓN A 2019)



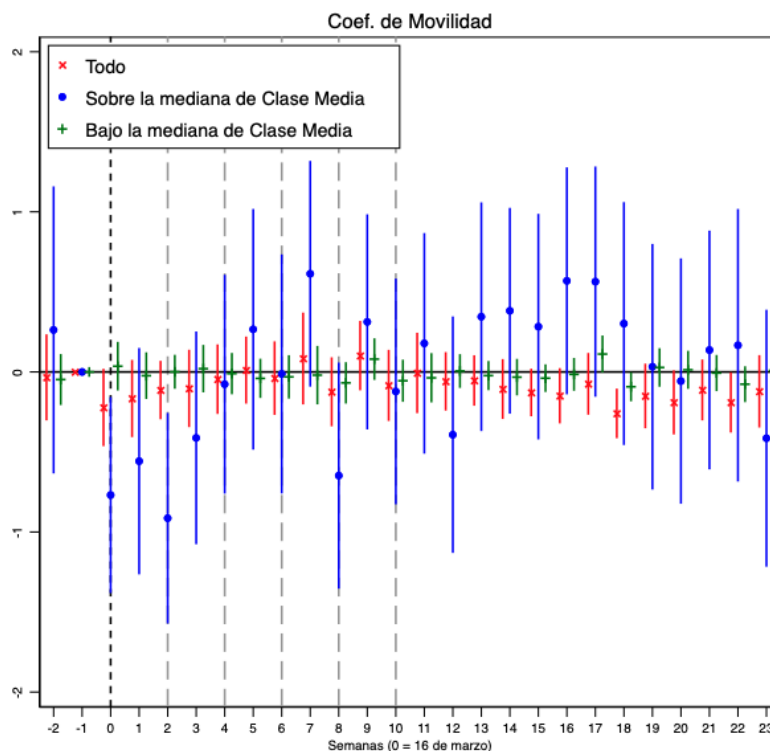
Fuente: SINADEF para Perú y Portal de Transparencia para Brasil. La variable “Clase Media” se define como uno menos la suma del porcentaje de la población en pobreza y del porcentaje de la población vulnerable a la pobreza. La mediana de clase media se define de acuerdo a los distritos o municipios con datos de mortalidad disponibles en cada país. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas emitidas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarenta (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

**FIGURA 41. EFECTOS EN SOBREMORTALIDAD PARA LIMA METROPOLITANA Y CALLAO
(2020 EN COMPARACIÓN A 2019)**



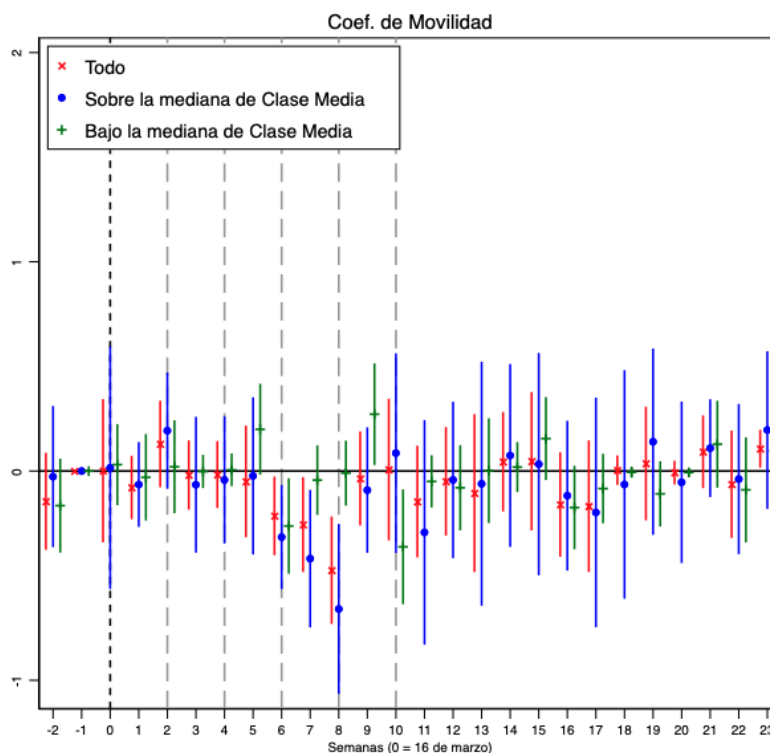
Fuente: SINADEF para Perú y GranData. La variable de “clase media” se define como uno menos el porcentaje de población en pobreza y el porcentaje de población vulnerables a la pobreza. La mediana del Clase Media se define de acuerdo a los distritos con datos de mortalidad disponibles. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas emitidas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarentena (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

FIGURA 42. EFECTOS EN SOBREMORTALIDAD PARA LA PROVINCIA DE AREQUIPA
(2020 EN COMPARACIÓN A 2019)



Fuente: SINADEF para Perú y GranData. La variable de “clase media” se define como uno menos el porcentaje de población en pobreza y el porcentaje de población vulnerables a la pobreza. La mediana del Clase Media se define de acuerdo a los distritos con datos de mortalidad disponibles. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas emitidas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarenta (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

FIGURA 43. EFECTOS EN SOBREMORTALIDAD PARA LA PROVINCIA DE MAYNAS
(2020 EN COMPARACIÓN A 2019)



Fuente: SINADEF para Perú y GranData. La variable de “clase media” se define como uno menos el porcentaje de población en pobreza y el porcentaje de población vulnerables a la pobreza. La mediana del Clase Media se define de acuerdo a los distritos con datos de mortalidad disponibles. El gráfico muestra los coeficientes estimados del estudio de evento en donde la variable de resultado es el inverso seno hiperbólico número de muertes no violentas diarias en cada distrito en el caso peruano y municipio en el caso brasileño. Las semanas se establecen comenzando en el primer día del año distinto al domingo hasta el primer domingo. Las siguientes semanas van desde el lunes hasta el domingo. El gráfico presenta las estimaciones desde la segunda semana del año hasta (semana -10 en el gráfico) hasta la semana 35 del año (semana 24 del gráfico). La línea vertical en la semana 0 indica el inicio de la cuarentena en Perú, semana del 16 de marzo al 22 de marzo. Las líneas en las semanas 2, 4, 6, 8 y 10 indican las fechas de prórrogas de las cuarentenas emitidas por el Gobierno peruano. La semana base es la semana previa a la cuarentena (semana -1 en el gráfico). Los intervalos de confianza están al 95%. Se incluyen efectos fijos a nivel de distrito (o municipio)-año, distrito (o municipio)-semana y distrito (o municipio)-día de la semana. Para la estimación Perú-Brasil se incluye una dummy adicional para controlar el país de origen.

**ÚLTIMAS PUBLICACIONES DE LOS PROFESORES
DEL DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA**

▪ *Libros*

Adolfo Figueroa

2021 *The Quality of Society, Volume II – Essays on the Unified Theory of Capitalism*. New York, Palgrave Macmillan.

Carlos Contreras Carranza (Editor)

2021 *La Economía como Ciencia Social en el Perú. Cincuenta años de estudios económicos en la Pontificia Universidad Católica del Perú*. Lima, Departamento de Economía PUCP.

José Carlos Orihuela y César Contreras

2021 *Amazonía en cifras: Recursos naturales, cambio climático y desigualdades*. Lima, OXFAM.

Alan Fairlie

2021 *Hacia una estrategia de desarrollo sostenible para el Perú del Bicentenario*. Arequipa, Editorial UNSA.

Waldo Mendoza e Yuliño Anastacio

2021 *La historia fiscal del Perú: 1980-2020. Colapso, estabilización, consolidación y el golpe de la COVID-19*. Lima, Fondo Editorial PUCP.

Cecilia Garavito

2020 *Microeconomía: Consumidores, productores y estructuras de mercado. Segunda edición*. Lima, Fondo Editorial de la Pontificia Universidad Católica del Perú.

Adolfo Figueroa

2019 *The Quality of Society Essays on the Unified Theory of Capitalism*. New York. Palgrave MacMillan.

Carlos Contreras y Stephan Gruber (Eds.)

2019 *Historia del Pensamiento Económico en el Perú. Antología y selección de textos*. Lima, Facultad de Ciencias Sociales PUCP.

Barreix, Alberto Daniel; Corrales, Luis Fernando; Benitez, Juan Carlos; Garcimartín, Carlos; Ardanaz, Martín; Díaz, Santiago; Cerda, Rodrigo; Larraín B., Felipe; Revilla, Ernesto; Acevedo, Carlos; Peña, Santiago; Agüero, Emmanuel; Mendoza Bellido, Waldo; Escobar Arango y Andrés.

2019 *Reglas fiscales resilientes en América Latina*. Washington, BID.

José D. Gallardo Ku

2019 *Notas de teoría para para la incertidumbre*. Lima, Fondo Editorial de la Pontificia Universidad Católica del Perú.

Úrsula Aldana, Jhonatan Clausen, Angelo Cozzubo, Carolina Trivelli, Carlos Urrutia y Johanna Yancari

2018 *Desigualdad y pobreza en un contexto de crecimiento económico*. Lima, Instituto de Estudios Peruanos.

Séverine Deneulin, Jhonatan Clausen y Areli Valencia (Eds.)

2018 *Introducción al enfoque de las capacidades: Aportes para el Desarrollo Humano en América Latina*. Flacso Argentina y Editorial Manantial. Fondo Editorial de la Pontificia Universidad Católica del Perú.

Mario Dammil, Oscar Dancourt y Roberto Frenkel (Eds.)

2018 *Dilemas de las políticas cambiarias y monetarias en América Latina*. Lima, Fondo Editorial de la Pontificia Universidad Católica del Perú.

▪ *Documentos de trabajo*

- No. 500 “Determinantes del gasto de bolsillo en salud en el Perú”. Luis García y Crissy Rojas. Julio, 2021.
- No. 499 “Cadenas Globales de Valor de Exportación de los Países de la Comunidad Andina 2000-2015”. Mario Tello. Junio, 2021.
- No. 498 “¿Cómo afecta el desempleo regional a los salarios en el área urbana? Una curva de salarios para Perú (2012-2019)”. Sergio Quispe. Mayo, 2021.
- No. 497 “¿Qué tan rígidos son los precios en línea? Evidencia para Perú usando Big Data”. Hilary Coronado, Erick Lahura y Marco Vega. Mayo, 2021.
- No. 496 “Reformando el sistema de pensiones en Perú: costo fiscal, nivel de pensiones, brecha de género y desigualdad”. Javier Olivera. Diciembre, 2020.
- No. 495 “Crónica de la economía peruana en tiempos de pandemia”. Jorge Vega Castro. Diciembre, 2020.
- No. 494 “Epidemia y nivel de actividad económica: un modelo”. Waldo Mendoza e Isaías Chalco. Setiembre, 2020.
- No. 493 “Competencia, alcance social y sostenibilidad financiera en las microfinanzas reguladas peruanas”. Giovanna Aguilar Andía y Jhonatan Portilla Goicochea. Setiembre, 2020.
- No. 492 “Empoderamiento de la mujer y demanda por servicios de salud preventivos y de salud reproductiva en el Perú 2015-2018”. Pedro Francke y Diego Quispe O. Julio, 2020.
- No. 491 “Inversión en infraestructura y demanda turística: una aplicación del enfoque de control sintético para el caso Kuéalp, Perú”. Erick Lahura y Rosario Sabrera. Julio, 2020.
- No. 490 “La dinámica de inversión privada. El modelo del acelerador flexible en una economía abierta”. Waldo Mendoza Bellido. Mayo, 2020.
- No. 489 “Time-Varying Impact of Fiscal Shocks over GDP Growth in Peru: An Empirical Application using Hybrid TVP-VAR-SV Models”. Álvaro Jiménez y Gabriel Rodríguez. Abril, 2020.
- No. 488 “Experimentos clásicos de economía. Evidencia de laboratorio de Perú”. Kristian López Vargas y Alejandro Lugon. Marzo, 2020.
- No. 487 “Investigación y desarrollo, tecnologías de información y comunicación e impactos sobre el proceso de innovación y la productividad”. Mario D. Tello. Marzo, 2020.

- No. 486 "The Political Economy Approach of Trade Barriers: The Case of Peruvian's Trade Liberalization". Mario D. Tello. Marzo, 2020.
- No. 485 "Evolution of Monetary Policy in Peru. An Empirical Application Using a Mixture Innovation TVP-VAR-SV Model". Jhonatan Portilla Goicochea y Gabriel Rodríguez. Febrero, 2020.
- No. 484 "Modeling the Volatility of Returns on Commodities: An Application and Empirical Comparison of GARCH and SV Models". Jean Pierre Fernández Prada Saucedo y Gabriel Rodríguez. Febrero, 2020.
- No. 483 "Macroeconomic Effects of Loan Supply Shocks: Empirical Evidence". Jefferson Martínez y Gabriel Rodríguez. Febrero, 2020.
- No. 482 "Acerca de la relación entre el gasto público por alumno y los retornos a la educación en el Perú: un análisis por cohortes". Luis García y Sara Sánchez. Febrero, 2020.
- No. 481 "Stochastic Volatility in Mean. Empirical Evidence from Stock Latin American Markets". Carlos A. Abanto-Valle, Gabriel Rodríguez y Hernán B. Garrafa-Aragón. Febrero, 2020.
- No. 480 "Presidential Approval in Peru: An Empirical Analysis Using a Fractionally Cointegrated VAR2". Alexander Boca Saravia y Gabriel Rodríguez. Diciembre, 2019.
- No. 479 "La Ley de Okun en el Perú: Lima Metropolitana 1971 – 2016." Cecilia Garavito. Agosto, 2019.
- No. 478 "Peru's Regional Growth and Convergence in 1979-2017: An Empirical Spatial Panel Data Analysis". Juan Palomino y Gabriel Rodríguez. Marzo, 2019.

▪ *Materiales de Enseñanza*

- No. 5 "Matemáticas para Economistas 1". Tessy Vázquez Baos. Abril, 2019.
- No. 4 "Teoría de la Regulación". Roxana Barrantes. Marzo, 2019.
- No. 3 "Economía Pública". Roxana Barrantes, Silvana Manrique y Carla Glave. Marzo, 2018.
- No. 2 "Macroeconomía: Enfoques y modelos. Ejercicios resueltos". Felix Jiménez. Marzo, 2016.
- No. 1 "Introducción a la teoría del Equilibrio General". Alejandro Lugon. Octubre, 2015.

Departamento de Economía - Pontificia Universidad Católica del Perú
Av. Universitaria 1801, San Miguel, 15008 – Perú.
Telf. 626-2000 anexos 4950 - 4951
<http://departamento.pucp.edu.pe/economia/>