

RESUMEN DE POLÍTICAS N° IDB-PB-398

Selección dinámica de beneficiarios de programas sociales

Opciones de mejora de la estimación de prueba de medias

Esteban Álvarez
Diether W. Beuermann
Juliana Dueñas
Bridget Hoffmann
Tatiana Mojica
Marco Stampini
David Vargas

Banco Interamericano de Desarrollo
Departamento de Investigación y Economista Jefe

Abril 2024



Selección dinámica de beneficiarios de programas sociales

Opciones de mejora de la estimación de prueba de medias

Esteban Álvarez*

Diether W. Beuermann**

Juliana Dueñas**

Bridget Hoffmann**

Tatiana Mojica**

Marco Stampini**

David Vargas***

Diego Vera-Cossio**

* Departamento Nacional de Planeación, Colombia

** Banco Interamericano de Desarrollo

*** University of California San Diego

Banco Interamericano de Desarrollo
Nombre del departamento

Abril 2024

**Catalogación en la fuente proporcionada por la
Biblioteca Felipe Herrera del
Banco Interamericano de Desarrollo**

Selección dinámica de beneficiarios de programas sociales: opciones de mejora de la estimación de prueba de medias / Esteban Álvarez, Diether W. Beuermann, Juliana Dueñas, Bridget Hoffmann, Tatiana Mojica, Marco Stampini, David Vargas, Diego Vera-Cossio.

p. cm. — (Resumen de política del BID ; 398)

Incluye referencias bibliográficas.

1. Public welfare-Colombia. 2. Transfer payments-Colombia. 3. Cash transactions-Colombia. 4. Income maintenance programs-Colombia. I. Álvarez, Esteban. II. Beuermann, Diether. III. Dueñas, Juliana. IV. Hoffmann, Bridget. V. Mojica, Tatiana. VI. Stampini, Marco. VII. Vargas, David. VIII. Vera-Cossio, Diego A. IX. Banco Interamericano de Desarrollo. Departamento de Investigación y Economista Jefe. X. Serie.

IDB-PB-398

<http://www.iadb.org>

Copyright © 2024 Banco Interamericano de Desarrollo (BID). Esta obra se encuentra sujeta a una licencia Creative Commons CC BY 3.0 IGO (<https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/igo/legalcode>) . Se deberá cumplir los términos y condiciones señalados en el enlace URL y otorgar el respectivo reconocimiento al BID.

En alcance a la sección 8 de la licencia indicada, cualquier mediación relacionada con disputas que surjan bajo esta licencia será llevada a cabo de conformidad con el Reglamento de Mediación de la OMPI. Cualquier disputa relacionada con el uso de las obras del BID que no pueda resolverse amistosamente se someterá a arbitraje de conformidad con las reglas de la Comisión de las Naciones Unidas para el Derecho Mercantil (CNUDMI). El uso del nombre del BID para cualquier fin distinto al reconocimiento respectivo y el uso del logotipo del BID, no están autorizados por esta licencia y requieren de un acuerdo de licencia adicional.

Note que el enlace URL incluye términos y condiciones que forman parte integral de esta licencia.

Las opiniones expresadas en esta obra son exclusivamente de los autores y no necesariamente reflejan el punto de vista del BID, de su Directorio Ejecutivo ni de los países que representa.



Resumen¹

Los choques y las crisis generan inestabilidad en los ingresos de los hogares y complican la tarea de seleccionar los beneficiarios de los programas sociales. En este estudio se compara el desempeño de cuatro métodos de focalización en términos de errores de exclusión (hogares elegibles), errores de inclusión (hogares no elegibles), bienestar social y gasto del Gobierno. Para el análisis, se utilizó un conjunto único de datos panel de una muestra aleatoria de hogares del Registro Social de Hogares de Colombia, que contiene información de antes, durante y después de la crisis económica de 2020. Se encontró que, en comparación con el método tradicional estático conocido como *proxy means test*, la actualización del puntaje para reflejar la pérdida de activos no genera cambios significativos, ya que esta pérdida es limitada en relación con la de los ingresos. Asimismo, también se halló que el incremento del número de beneficiarios mediante el aumento del umbral de elegibilidad reduce los errores de exclusión y mejora el bienestar social, pero tiene un costo fiscal alto. Por otra parte, un método de focalización dinámico, que incluya información sobre la pérdida de empleo, reduce los errores de exclusión y mejora el bienestar social, limitando la carga en el presupuesto del Gobierno. Los resultados sugieren que, si bien no existe un método perfecto, en presencia de choques idiosincráticos los métodos de focalización dinámica permiten mejorar la selección de beneficiarios a un costo fiscal razonable. En consecuencia, la inclusión automática de datos administrativos que se actualicen de manera regular y con una mayor frecuencia puede ser una herramienta prometedora para mejorar la focalización de los programas sociales.

JEL codes: I38, D31, D63

Keywords: Social protection, Targeting, Household income, Poverty

¹ Los autores agradecen a Patricia Moreno, Camilo Pecha, Mariana Alfonso y Darwin Cortés por sus excelentes comentarios y su apoyo con esta investigación. Esta evaluación fue realizada conjuntamente con el Departamento Nacional de Planeación (DNP) y financiada por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID). Los autores declaran que no hay problemas éticos ni conflictos de interés en el presente estudio. El contenido y los hallazgos de este trabajo reflejan las opiniones de los autores y no necesariamente las del DNP, el BID, de su Directorio Ejecutivo, ni de los países que representa. Este proyecto recibió la aprobación del Comité de Revisión Institucional (IRB, por sus siglas en inglés) de Innovations for Poverty Action, con el protocolo de IRB de IPA n.º 16259.

Introducción

Las transferencias monetarias son una política clave para aumentar el bienestar de la población en situación de pobreza, tanto a nivel global como en América Latina y el Caribe (Banerjee et al., 2022; Bastagli et al., 2016; Ibarrarán et al., 2017; Stampini, Medellín e Ibarrarán, 2023). Los efectos de estas inversiones en el bienestar dependen fundamentalmente de la precisión de los gobiernos para identificar a los hogares que viven en la pobreza. En muchos países, la selección de los beneficiarios de las transferencias monetarias sigue el método *proxy means test* (PMT). El PMT es un modelo estadístico que predice el componente estructural del ingreso. Sin embargo, los ingresos de los hogares fluctúan en el tiempo, por lo que resulta poco probable que este método proporcione una evaluación adecuada de la dinámica de la pobreza.

Brown, Ravallion y van de Walle (2018) y Aiken, Ohlenburg y Blumenstock (2023) enfatizan que la precisión de la selección de beneficiarios mediante el PMT disminuye con el paso del tiempo. Esto se debe a la depreciación de la calidad de los datos desde el momento en que se recolectan. La selección adecuada de los beneficiarios de programas sociales es un desafío que se acentúa en épocas de crisis, cuando los ingresos son inestables y la población objetivo cambia constantemente. Este desafío se puso de manifiesto durante la crisis de la COVID-19.

Por ejemplo, en respuesta a esta crisis, los países de América Latina y el Caribe implementaron 111 intervenciones de transferencias monetarias (Cejudo et al., 2021; Stampini et al., 2021). Entre 2019 y 2020, el porcentaje de la población que se benefició de las transferencias monetarias no contributivas aumentó en promedio 9 puntos porcentuales, un incremento de aproximadamente un 30% en solo un año (Stampini et al., 2021). La focalización efectiva de estas intervenciones fue particularmente desafiante: en muchos casos, se utilizó la clasificación socioeconómica preexistente para seleccionar a los beneficiarios; en otros, se ajustó el criterio de elegibilidad, pero con un uso limitado de información actualizada que permitiera reflejar el impacto real de la crisis en el bienestar de los hogares.

En el presente trabajo se analizan cuatro métodos alternativos de focalización para identificar la población que, durante un período de crisis, vive en pobreza extrema: *i*) un PMT estático, calculado con datos previos a la crisis y sin cambios en el criterio de elegibilidad; *ii*) el mismo PMT estático, pero aumentando el umbral de elegibilidad; *iii*) un PMT actualizado, en el que los hogares que experimentan una pérdida de activos solicitan una revisión de su clasificación socioeconómica y obtienen una nueva puntuación, y *iv*) un PMT dinámico, que se ajusta automáticamente para los hogares que experimentan un cambio repentino, como la pérdida de empleo.

El primer método representa el escenario base y describe la situación de un país que no ajusta la focalización de su programa de transferencias monetarias ante una crisis. El segundo reproduce la respuesta política adoptada por muchos países durante la crisis de la COVID-19. El tercero replica la situación actual de Colombia, donde los hogares pueden solicitar ser re-encuestados para actualizar sus datos en el Registro Social de Hogares. Finalmente, el cuarto escenario busca incluir información adicional que permita predecir fluctuaciones de corto plazo en los ingresos.

Para este análisis, se utilizó un conjunto único de datos panel que sigue una muestra aleatoria del Registro Social de Hogares de Colombia entre 2019 y 2021, un período de fluctuaciones significativas en los ingresos de los hogares. Se evaluaron las alternativas de los métodos de

selección a través de su desempeño en términos de errores de exclusión (hogares elegibles), errores de inclusión (hogares no elegibles), bienestar social y gasto del Gobierno.

Los resultados mostraron que, en un escenario en el que el valor de la transferencia por hogar permanece estable, la focalización dinámica es el método más atractivo. En comparación con el escenario base, esta focalización aumenta el bienestar en un 13% y el presupuesto del Gobierno en un 8%, lo que arroja una elasticidad bienestar-presupuesto de 1,6. Por su parte, la expansión a través de la relajación del umbral de elegibilidad muestra un aumento del bienestar del 32%, pero incrementa el presupuesto en un 36% y exhibe una elasticidad bienestar-presupuesto de 0,88.

En general, los resultados sugieren que los métodos de focalización que incluyen nueva información para capturar las fluctuaciones de los ingresos pueden mejorar el bienestar durante las crisis sistémicas. Cuando los beneficiarios se seleccionan mediante métodos de focalización que incluyen información sobre cambios repentinos en el empleo, el programa se asemeja a una combinación de un programa contra la pobreza y uno de seguro de desempleo para hogares de bajos ingresos. En contextos de alta informalidad laboral entre los hogares de bajos ingresos, permitir que los hogares entren y salgan del programa en función de los cambios que se producen en el mercado laboral aumenta el bienestar social. Frente a la falta de ahorros, las transferencias contribuyen especialmente al bienestar social al garantizar a los hogares un mínimo de consumo.

Ahora bien, este trabajo contribuye a la literatura sobre la focalización de los programas sociales mediante el empleo de nuevas fuentes de datos. En efecto, existe una amplia variedad de estudios acerca de diferentes enfoques para obtener información sobre potenciales beneficiarios (Alatas et al., 2012, 2016; Bandiera et al., 2023; Maitra et al., 2024; Premand y Schnitzer, 2021; Schnitzer y Stoeffler, 2024; Smythe y Blumenstock, 2022; Vera-Cossio, 2022). Sin embargo, se ha puesto un énfasis menor en determinar el tipo de información que permitiría mejorar la focalización.

Los métodos que estiman el ingreso familiar con base en su componente más permanente pueden conducir a errores significativos cuando ocurren choques económicos. Tales errores se pueden reducir incorporando información sobre eventos que afectan los ingresos en el corto plazo. Por lo tanto, estos resultados brindan un soporte empírico a las políticas que buscan mejorar la focalización mediante la incorporación de fuentes alternativas de datos que proporcionan información sobre cambios repentinos en los ingresos. Algunos ejemplos de estas fuentes son los registros administrativos, como los de salud, deudas o contribuciones a la seguridad social,² o los datos de índole tecnológica e innovadora, como los que proveen los teléfonos móviles y las imágenes satelitales (Aiken et al., 2022; Smythe y Blumenstock, 2022).

El presente trabajo está organizado de la siguiente manera: en primer lugar, se describe el contexto, los datos y el método de estudio; posteriormente, se resaltan dos hechos clave sobre la exposición a eventos inesperados y sus efectos en los ingresos y la pobreza; la siguiente

² El 27% de los nuevos programas implementados durante la pandemia de COVID-19 utilizaron registros administrativos para seleccionar a los beneficiarios, incluyendo las contribuciones a la seguridad social y la recaudación de impuestos (Gentilini, 2022). En el caso de Colombia, los registros administrativos a menudo se utilizan para verificar los ingresos asentados en el Registro Social de Hogares. De manera similar, los datos del Registro Único para Programas Sociales de Brasil se combinan con otros pertenecientes a registros de propiedad de vehículos a los fines de efectuar su verificación (Bartholo, Mostafa y Osorio, 2018).

sección compara el desempeño de cuatro mecanismos alternativos de selección, y, por último, se presentan las conclusiones.

Contexto, datos y método

Contexto

El contexto colombiano es especialmente adecuado para el presente estudio. Por esta razón se utilizaron datos de este país antes, durante y después del inicio de la crisis provocada por la pandemia de COVID-19. En particular, hay tres razones que hacen de Colombia un escenario ideal para este análisis.

Primero, cuenta con un registro social de última generación, que constituye la base para determinar las personas que califican para una serie de programas sociales, principalmente dirigidos a los hogares más pobres mediante un PMT. Este registro, llamado Sistema para la Identificación de Potenciales Beneficiarios (SISBEN), incluye información detallada a nivel de hogar y abarca cerca del 50% de la población. Las familias ingresan al SISBEN de dos maneras. La primera tiene lugar cuando los gobiernos municipales identifican zonas geográficas con altas concentraciones de familias de bajos ingresos y encuestan a todas las familias de estas áreas. La segunda sucede cuando las familias que viven fuera de las áreas identificadas para las encuestas universales solicitan a su municipio ser encuestadas. Esto implica que el Registro Social de Hogares incluye la mayoría de los hogares que probablemente califiquen para programas sociales.

Segundo, Colombia es un país de ingreso medio-alto, con una pobreza altamente dinámica. Un estudio de Stampini et al. (2016) estima que, cada año, el 12,6% de la población que vive en situación de pobreza moderada podría caer en pobreza extrema; de manera similar, aproximadamente un 16% de la población en situación de vulnerabilidad económica podría caer en la pobreza. En este contexto, los choques económicos pueden generar transiciones hacia adentro o afuera de la pobreza a una escala lo suficientemente grande como para evaluar el desempeño de los métodos alternativos de focalización.

Tercero, el contexto colombiano tiene características que se asemejan a los métodos alternativos de selección de beneficiarios que se buscan examinar en el presente estudio. Al igual que muchos otros países de todo el mundo, en 2020 Colombia implementó cambios en su red de protección social con el propósito de atenuar los efectos de la crisis por la COVID-19. Específicamente, el país amplió la cobertura mediante la relajación del umbral de elegibilidad, una práctica que constituye el primer método alternativo de selección de beneficiarios que se busca analizar. Además, los hogares individuales pueden solicitar ser re-encuestados para actualizar sus datos en el SISBEN, si sus circunstancias cambian (segundo método alternativo de selección de beneficiarios). Finalmente, el Registro Social de Hogares de Colombia recopila información sobre el estado del mercado laboral (tercer método alternativo, que incluye información sobre cambios en la situación laboral).

Datos

Se emplearon datos del SISBEN, que es el instrumento utilizado para focalizar el gasto social del país hacia los hogares más vulnerables. El SISBEN se construye a partir de encuestas de hogares que abarcan múltiples aspectos del bienestar familiar. Específicamente, incluye

información sobre las características de la familia, la vivienda y la propiedad de activos. Desde 1995, el SISBEN ha sido actualizado tres veces, cada vez renovando la información sobre los hogares y revisando el mecanismo para la clasificación socioeconómica. SISBEN IV, la versión más reciente del Registro Social de Hogares, se basa en datos de encuestas realizadas entre 2017 y 2019. En este último año, el SISBEN incluía cerca de 10 millones de familias, lo que representa más de 25 millones de personas o aproximadamente el 50% de la población colombiana de ese año.³

Este universo sirvió de marco muestral para las encuestas de seguimiento realizadas en este trabajo. En particular, se seleccionó una muestra representativa de hogares en el SISBEN IV y se recopilaban datos de 4.049 familias a través de entrevistas telefónicas. La encuesta recogió información actualizada sobre propiedad de activos, calidad de la vivienda, variables del mercado laboral, demografía, educación, empleo, ingresos, gastos, seguridad alimentaria y exposición a eventos económicos inesperados, como pérdida de empleo, desastres naturales, enfermedades, muertes, delincuencia e incendios. Aunque solo se efectuó una ronda de encuestas (en 2022), fue posible recuperar información correspondiente a los años 2019, 2020 y 2021, lo que permitió construir un conjunto de datos panel a nivel de hogar.

El cuadro A1 del apéndice evalúa la validez de la muestra, comparando las medias de las variables de estos hogares con las del universo de hogares incluidos en el SISBEN IV (marco muestral). Para las estadísticas del SISBEN IV, se utilizó la información de 2017. Se observó que, aunque el jefe de hogar de la muestra encuestada parecía ser mayor que el jefe de hogar promedio del SISBEN IV, no había diferencias sistemáticas en la propiedad de activos (en distintas categorías) o las otras variables clave usadas para estimar el nivel de bienestar por medio del PMT.

Método

Se evaluó el desempeño de cuatro métodos para seleccionar beneficiarios de un programa social hipotético que busca proporcionar transferencias monetarias a todos los hogares que posean un ingreso per cápita por debajo de la línea de pobreza extrema. Para simplificar el análisis, se analizó un programa donde los hogares reciben el mismo monto, sin importar sus características.

Primero se estimó un modelo que predice el ingreso per cápita de cada hogar para un período inicial (2019) a partir de características demográficas del hogar, propiedad de activos, características de la vivienda y la situación laboral del jefe del hogar.⁴ Este modelo busca replicar el utilizado para determinar la elegibilidad en los programas sociales de Colombia (cuya fórmula exacta es confidencial). La estimación empleó el 50% de los hogares de la muestra (es decir, la muestra de entrenamiento). Se utilizó este modelo para seleccionar a los beneficiarios del programa hipotético en cada punto del tiempo (2019 a 2021) con el 50% restante de la muestra

³ El tamaño promedio de las familias era de 2,5 miembros. Para más detalles, consultar el documento CONPES 3877 (Departamento Nacional de Planeación, 2016).

⁴ Como referencia, el cuadro A2 del apéndice muestra los coeficientes de todas las variables del modelo, los cuales fueron estimados utilizando todas las observaciones disponibles en 2019.

(es decir, la muestra de prueba).⁵ Este modelo constituye el escenario base para evaluar el desempeño de los otros métodos de selección.

Siguiendo a Hanna y Olken (2018), se evaluó el desempeño de cada método de selección en tres dimensiones principales: *i*) el error de inclusión (es decir, la proporción de hogares que no son extremadamente pobres y, aun así, son beneficiarios); *ii*) el error de exclusión (es decir, la proporción de hogares que, a pesar de estar en pobreza extrema, no son beneficiarios), y *iii*) el bienestar social, basado en una función de aversión al riesgo relativa constante (CRRRA, por sus siglas en inglés). La función de utilidad social CRRRA considera una preferencia social por la equidad, es decir, que la utilidad marginal de un dólar adicional disminuye con el ingreso per cápita.⁶ La tasa a la que disminuye la utilidad marginal por cada unidad adicional en el ingreso per cápita está determinada por el parámetro ρ . Valores más altos que ρ implican una curvatura más pronunciada y una mayor preferencia por la equidad, mientras que los valores inferiores refieren a una menor curvatura (más lineal) y menores preferencias por la equidad. Finalmente, también se analizó el efecto de cada método de selección en el gasto del Gobierno.

Exposición a choques y dinámicas de ingresos

En esta sección se documentan dos hallazgos clave que motivan el análisis empírico del desempeño de diferentes métodos de selección a medida que se desarrollan y disipan los choques. Tales hallazgos son: *i*) una gran proporción de hogares está expuesta a una variedad de choques, y *ii*) la exposición a choques genera cambios importantes en los ingresos y transiciones hacia la pobreza extrema.

Una gran proporción de hogares está expuesta a una variedad de choques

Se recopiló información detallada sobre cuándo y cómo estuvo expuesto cada hogar a diferentes tipos de choque (cuadro 1). En 2019, los choques más comunes fueron la pérdida involuntaria de empleo del principal proveedor del hogar (30,8%), accidentes y enfermedades (16%), y exposición a desastres naturales (4,7%). La naturaleza diversa de estos choques resalta las

⁵ Este proceso genera dos fuentes de incertidumbre: una relacionada con la división inicial entre las muestras de entrenamiento y de prueba, y la segunda, proveniente de la estimación condicionada a la muestra de entrenamiento. Para tener en cuenta estas fuentes de incertidumbre, se dividió aleatoriamente la muestra en un subconjunto de entrenamiento y otro de prueba mil veces. Para la estimación puntual de las métricas clave, estas fueron calculadas usando cada submuestra de prueba y se reportó el promedio de las mil submuestras de prueba. Para la inferencia, se emplearon intervalos de confianza del 95% basados en los percentiles de la distribución observada de la métrica a través de las submuestras.

⁶ $U = \frac{\sum^N (\bar{c} + y_i + b_i)^{1-\rho}}{1-\rho}$ donde, y_i denota el ingreso per cápita neto de las transferencias, y b_i el valor de la transferencia per cápita recibida por el hogar i . El grado de concavidad de la función de utilidad CRRRA está determinado por el parámetro ρ . Así, la utilidad marginal de un dólar adicional disminuye con el ingreso del hogar. Manteniendo constante el presupuesto del programa, esta función de bienestar social captura la disyuntiva entre cubrir un mayor número de hogares y entregar más recursos a aquellos con mayor utilidad marginal. El análisis parte de $\rho = 3$ como especificación principal, el cual es un valor moderado y comúnmente usado en la literatura, y luego examina cómo varía esta disyuntiva con los cambios en el valor del parámetro ρ . También establece un nivel de consumo de subsistencia per cápita \bar{c} , el cual se encuentra calibrado para que coincida con la línea internacional de pobreza extrema mensual equivalente en COP\$ PPA (Li, Shim y Wen, 2017). Esto se hace así ya que la función de utilidad no está bien definida en 0, y un ingreso de 0 no es improbable durante una crisis. Se estableció el nivel de consumo de subsistencia en US\$1,9 per cápita por día, que es la línea internacional de pobreza extrema en términos de PPA de 2011. Para más información, véase el enlace: <https://www.who.int/data/gho/indicator-metadata-registry/imr-details/4744#:~:text=The%20current%20extreme%20poverty%20line,ranked%20by%20per%20capita%20consumption>.

múltiples fuentes de vulnerabilidad que enfrentan los hogares colombianos. En general, el 48% de los hogares estuvo expuesto al menos a un tipo de choque durante 2019.

La exposición de los hogares a estos choques, especialmente aquellos relacionados con interrupciones laborales, aumentó cuando la economía entró en una recesión general. El cuadro 1 muestra que, en comparación con 2019, la proporción de hogares en los que el principal proveedor experimentó una pérdida de empleo aumentó del 30,8% al 54,6% a medida que, en 2020, se desarrollaba la crisis de la COVID-19. La recesión económica también afectó la recepción de remesas y las quiebras o cierres de pequeñas empresas, aunque en menor medida. Estos choques económicos afectaron a los hogares a lo largo de toda la distribución de ingresos.

Por otro lado, el gráfico 1 muestra dos hallazgos. Primero, en comparación con 2020, en 2019 todas las categorías de ingresos de los hogares estuvieron más expuestas a interrupciones laborales que a choques no laborales. Segundo, la exposición a choques laborales y no laborales en 2020 no fue sustancialmente menor para los hogares que en 2019 tenían ingresos por encima de la línea de pobreza extrema, en comparación con aquellos cuyos ingresos estaban por debajo. Por ejemplo, aproximadamente el 50% de los hogares con ingresos muy por encima de la línea de pobreza extrema experimentaron pérdidas de empleo.

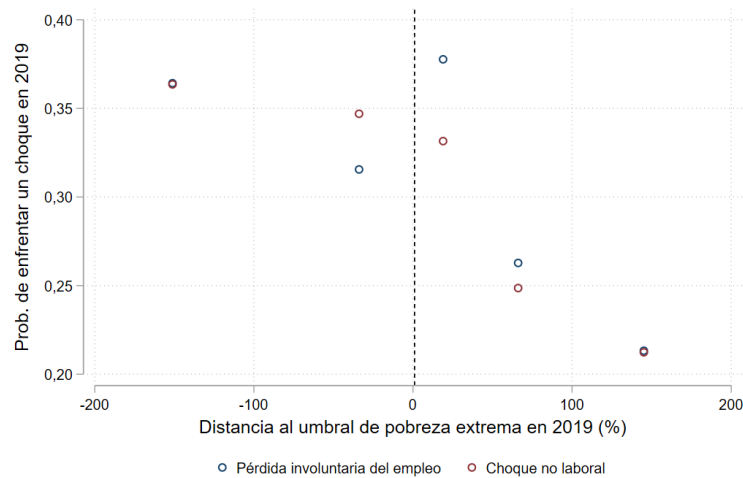
Cuadro 1. Incidencia de choques en Colombia, años 2019, 2020 y 2021

% de la muestra enfrentando:	2019	2020	2021
Pérdida involuntaria del empleo - Principal proveedor	30,8	54,6	37,1
Accidente o enfermedad	16,0	19,3	19,1
Muerte de un miembro del hogar	2,5	2,5	2,4
Separación de la pareja	4,2	2,8	3,0
Quiebra o cierre de empresa	3,2	8,2	3,2
Robo o destrucción de bienes	2,5	2,3	3,1
Víctima del conflicto armado	1,7	1,2	1,4
Pérdida de remesas	3,5	6,8	4,2
Incendios	0,5	0,1	0,2
Desastres naturales	4,7	5,3	6,4
Algun choque	48,4	67,3	56,4

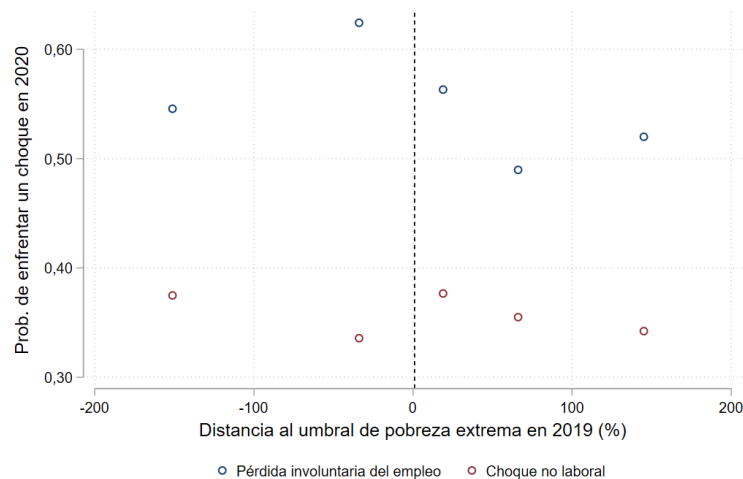
Nota: Proporción de hogares que informan haber experimentado cada situación al menos una vez durante el año respectivo, de acuerdo con datos de la encuesta realizada.

Gráfico 1. Exposición a choques económicos durante 2019 y 2020, según la distancia a la línea de pobreza extrema en 2019

Panel a. 2019



Panel b. 2020



Nota: El gráfico presenta la probabilidad de que cada hogar haya experimentado pérdida involuntaria del empleo del principal proveedor y otros choques no laborales en 2019 (panel a) y 2020 (panel b), según la distancia entre el ingreso per cápita de 2019 y la línea de pobreza extrema del mismo año. Los intervalos se construyen a partir de quintiles de la distancia a la línea de pobreza extrema de 2019, como proporción de la línea de pobreza extrema del mismo año.

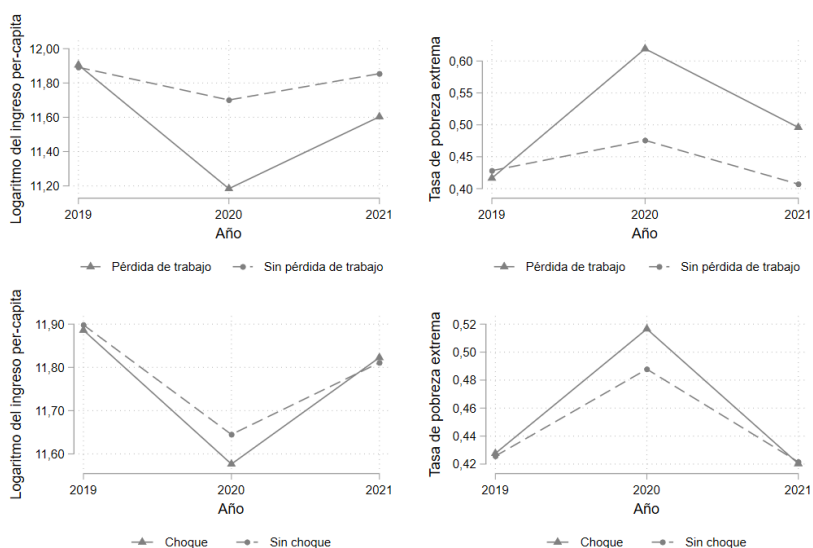
La exposición a choques genera cambios importantes en los ingresos y transiciones hacia la pobreza extrema

El gráfico 2 muestra la dinámica del ingreso y la pobreza extrema en el tiempo. El panel superior distingue entre hogares que sufrieron una interrupción en el mercado laboral en 2020 y los que no. En 2019, los niveles de ingresos eran relativamente similares en estos grupos, pero en 2020 presentan divergencias. El ingreso per cápita promedio (en logaritmos) disminuyó marginalmente para los hogares que no estuvieron expuestos a cambios en el mercado laboral. En contraste, el ingreso promedio per cápita disminuyó sustancialmente durante 2020 para los hogares en los

que el principal proveedor perdió su empleo. Curiosamente, y a medida que la economía comenzó a recuperarse hacia finales de 2021, los niveles de ingresos aumentaron entre los hogares que experimentaron un cambio en el mercado laboral, pero no se recuperaron a sus niveles de 2019. Esto sugiere que los cambios del mercado laboral tienen efectos en el mediano plazo. El gráfico 2 también muestra que la probabilidad de caer en pobreza extrema aumentó sustancialmente en 2020 para los hogares que experimentaron un cambio en el mercado laboral. En 2021, la tasa de pobreza extrema entre estos hogares se mantuvo por encima de su valor de 2019 y por encima también de la de los hogares cuyo principal proveedor no perdió su trabajo.

En el panel inferior del gráfico 2 se observa que los choques no laborales también explican el comportamiento del ingreso, aunque están asociados con disminuciones más pequeñas de los ingresos y menores aumentos en la probabilidad de pobreza extrema. Además, el impacto de estos choques parece disiparse completamente para 2021, a diferencia del comportamiento del ingreso asociado con los choques laborales.

Gráfico 2. Dinámica del ingreso y la pobreza según la exposición a choques en 2020



Nota: El gráfico presenta promedios de los hogares a lo largo del tiempo según su exposición a choques en 2020. Los gráficos de la parte superior diferencian a los hogares dependiendo de si el principal proveedor trabajó en 2019 y no en 2020. Los gráficos de la parte inferior diferencian entre los hogares que experimentaron al menos un choque no laboral en 2020 y los que no. Los gráficos del lado izquierdo presentan la evolución del logaritmo del ingreso per cápita a lo largo del tiempo, mientras que los del lado derecho muestran la evolución del porcentaje de hogares con ingresos por debajo de la línea de pobreza extrema en 2019.

En promedio, una interrupción laboral durante 2020 redujo el ingreso per cápita en un 46% y aumentó la probabilidad de pobreza extrema en 13 puntos porcentuales (cuadro 2). Es importante destacar que estos choques aumentaron la probabilidad de pasar hambre en 3 puntos porcentuales. En contraste, estar expuesto a choques no laborales redujo el ingreso per cápita promedio en un 6% y aumentó la probabilidad de pasar hambre en casi 5 puntos porcentuales.

No obstante, el efecto en la probabilidad de pobreza extrema no fue estadísticamente significativo, lo que demuestra que los cambios económicos pueden tener implicaciones para la seguridad alimentaria incluso cuando no empujen a los hogares a la pobreza extrema. Por ejemplo, estos efectos pueden estar impulsados por la enfermedad o la ausencia de un miembro de la familia que no genera ingresos laborales, pero que juega un papel clave en las decisiones de alimentación del hogar (algo que destaca la importancia del trabajo del cuidado familiar no remunerado).

En conjunto, el hecho de que los cambios en el mercado laboral sean ubicuos y predigan disminuciones en los ingresos a corto y mediano plazo indica que probablemente con el tiempo haya transiciones significativas dentro y fuera de la población objetivo. Si este es el caso, los enfoques tradicionales de selección de beneficiarios para programas sociales, basados en una estimación del componente permanente del ingreso de las familias, podrían presentar fallas a la hora de detectar cambios importantes en los ingresos inducidos por choques.

Estos hallazgos sugieren que muchos hogares que inicialmente fueron excluidos correctamente de la red de protección social de Colombia experimentaron choques que redujeron sus ingresos por debajo del umbral de elegibilidad. Mientras algunos de estos hogares recuperaron rápidamente sus ingresos, muchos otros no lo hicieron. Además, los choques tienen importantes implicaciones para el bienestar, ya que también parecen reducir el consumo de alimentos. Considerando la alta informalidad laboral de esta población (alrededor del 71%), los mecanismos de seguridad social contributiva contra estos choques (por ejemplo, el seguro de desempleo) están, en gran medida, ausentes. Por lo tanto, los impactos de dichos choques pueden tener implicaciones para los errores de inclusión y exclusión, así como en el nivel de bienestar social que se puede alcanzar con los diferentes métodos de selección. Estas implicaciones se examinan en las páginas siguientes.

Cuadro 2. Efecto de los choques sobre el ingreso, la pobreza extrema y el hambre

VARIABLES	1 Logaritmo del ingreso per-capita	2 Pobreza extrema	3 Pasé hambre	4 Logaritmo del ingreso per-capita	5 Pobreza extrema	6 Pasé hambre
Post × Interrupción del trabajo	-0,464*** -0,0525	0,131*** -0,0188	0,0336* -0,0172			
Post × Choque (no laboral)				-0,0643** -0,0325	0,0228* -0,0133	0,0466*** -0,0117
Constante	11,68*** -0,00518	0,474*** -0,00185	0,225*** -0,0017	11,65*** -0,00757	0,482*** -0,0031	0,218*** -0,00272
Observaciones	11.913	11.913	12.147	11.913	11.913	12.147
R-cuadrado	0,771	0,765	0,704	0,768	0,763	0,704

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Nota: El cálculo del efecto se realizó utilizando un diseño de diferencias en diferencias. Se compararon los cambios en los ingresos, antes y después de 2020, entre los hogares que estuvieron expuestos a estos cambios y los que no. Específicamente, se estimó que: $Y_{i,t} = \alpha_i + \delta_t + \beta(\text{Shock}_i \times \text{Post}_t) + u_{i,t}$ donde $Y_{i,t}$ denota la variable de interés del hogar i observado en el período t ; Shock_i toma el valor de 1 si un hogar experimentó un cambio durante 2020; Post_t toma el valor de 1 para los años 2020 y 2021, y α_i y δ_t son efectos fijos de hogar y tiempo. El coeficiente de interés es β , que captura el efecto promedio del cambio en el resultado Y . Los errores estándar se agrupan a nivel de hogar para tener en cuenta la correlación serial.

Desempeño de los métodos alternativos de selección de beneficiarios

Método base: método estático de estimación de prueba de medias con umbral de elegibilidad fijo

Como se mencionó, el escenario base consiste en un método estático de estimación de prueba de medias. El ingreso per cápita estimado de los hogares y su estado de elegibilidad para el programa no cambian con el tiempo. Sin embargo, y como se mostró anteriormente, las situaciones económicas de los hogares varían con el tiempo, lo que sugiere que el desempeño de este método estático de selección podría decrecer luego de un determinado periodo. En concreto, un enfoque estático de selección de beneficiarios puede presentar fallas en la identificación de los hogares que entran y salen de la pobreza extrema. El cuadro 3 (columna 1) expone los resultados clave alcanzados por este método.

En 2019, seleccionar beneficiarios mediante esta modalidad implicó que el programa cubrió el 47% de los hogares asentados en el Registro Social de Hogares y otorgó una transferencia mensual de US\$13,5 en paridad de poder adquisitivo (PPA) por hogar (COP\$ 20.458),⁷ lo que equivale al 37% del ingreso per cápita promedio para 2019 de los hogares que viven en pobreza extrema. En ese mismo año, el error de inclusión implícito para el programa hipotético fue del 29,3%, junto con un error de exclusión del 29,9%.

Además, como este método de referencia es estático, el paso del tiempo no produce cambios en el número de beneficiarios y el error de inclusión permanece relativamente constante. Sin embargo, el error de exclusión sí presenta diferencias sustanciales, ya que entre 2019 y 2020 pasó del 29,3% al 34,7% (un aumento del 16%). Una posible explicación es que, a medida que la crisis se desarrollaba, la población objetivo se expandió. Entonces, como muchos hogares cayeron en la pobreza extrema sin convertirse en beneficiarios del programa, el bienestar social sufrió una disminución.

En 2021, los errores de exclusión parecen volver a los niveles iniciales, replicando la reducción de la tasa de pobreza extrema de los hogares clasificados como no elegibles. De igual manera, a pesar de que el bienestar social se recupera parcialmente, no vuelve al nivel de 2019, lo que resulta coherente con la recuperación parcial de los ingresos. Estos resultados sugieren que cuando la población objetivo de un programa varía con el tiempo, pero el estado de elegibilidad del programa permanece invariable, el impacto de los programas sociales puede depreciarse sustancial y rápidamente. Estos hallazgos también son consistentes con evidencias reunidas en otros contextos (Aiken, Ohlenburg y Blumentstock, 2023; Brown, Ravallion, van de Walle, 2018), lo que otorga un mayor fundamento al análisis de métodos alternativos de selección.

Cuadro 3. Desempeño de la focalización según el método

⁷ Esto equivale a una cifra de US\$1.318 millones en PPA, con base en el presupuesto planificado por Colombia para implementar programas de transferencias monetarias en 2020.

	1	2		3		4		5	
	Inicial 2019	PMT de referencia 2020		Expansión en la cobertura 2020		PMT actualizado - Activos 2021		Dinámico 2021	
Cobertura (%)	47	47	47	64.3	64.3	47	47	59.6	45.7
Transferencia mensual por hogar USD PPA	[43.7 - 50.3]	[43.7 - 50.3]	[43.7 - 50.3]	[60.7 - 67.9]	[60.7 - 67.9]	[43.7 - 50.3]	[42.5 - 49.1]	[46.7 - 54.4]	[39.2 - 52.3]
Error de inclusión (%)	13.5	13.5	13.5	9.8	9.8	13.5	13.8	12.5	13.9
Error de exclusión (%)	[12.6 - 14.5]	[12.6 - 14.5]	[12.6 - 14.5]	[9.3 - 10.4]	[9.3 - 10.4]	[12.6 - 14.5]	[12.9 - 14.9]	[11.6 - 13.5]	[12.1 - 16.1]
% de hogares con 0 ingresos después de transferencias	29.3	29.7	30	47.5	49.8	28.8	28.8	32.2	30.5
% de hogares en pobreza extrema después de las transferencias	[25.6 - 33.1]	[24.8 - 32.6]	[26.2 - 33.8]	[42.4 - 52.4]	[45.1 - 54.7]	[24.9 - 32.6]	[25.2 - 32.4]	[27.7 - 37.1]	[25.1 - 36.9]
Bienestar social	29.9	34.7	29.8	18.8	16	34.7	30.9	30.5	32.8
$\rho = 1.5$	[26.0 - 34.1]	[30.8 - 38.7]	[25.7 - 33.9]	[15.2 - 22.5]	[12.7 - 19.5]	[30.7 - 38.7]	[26.8 - 35.3]	[26.1 - 35.2]	[24.3 - 41.9]
$\rho = 3$	0.5	1.5	0.9	0.8	0.6	1.5	0.9	1.3	1
$\rho = 4.5$	[0.2 - 0.8]	[1.0 - 2.1]	[0.5 - 1.3]	[0.4 - 1.2]	[0.2 - 0.9]	[1.0 - 2.1]	[0.5 - 1.3]	[0.8 - 1.8]	[0.6 - 1.5]
	40.9	48.1	40.9	47.2	41	48.1	40.9	48.9	40.2
	[39.0 - 42.9]	[46.0 - 50.1]	[38.9 - 42.6]	[45.1 - 49.1]	[39.1 - 42.9]	[46.0 - 50.1]	[38.8 - 42.6]	[44.8 - 49.1]	[38.2 - 42.3]
	-54.401	-64.275	-57.666	-63.898	-57.700	-64.276	-57.633	-61.759	-56.754
	[-56.706 - -51.963]	[-67.670 - -61.109]	[-60.316 - -54.897]	[-67.048 - -60.820]	[-60.375 - -55.050]	[-67.673 - -61.114]	[-60.280 - -54.873]	[-66.084 - -57.322]	[-59.884 - -53.736]
	-0.004155	-0.01174	-0.007369	-0.008974	-0.006193	-0.01174	-0.007349	-0.01033	-0.007673
	[-.005915 - -.002518]	[-.01502 - -.008583]	[-.00963 - -.005065]	[-.01126 - -.00662]	[-.008353 - -.004217]	[-.01502 - -.008585]	[-.009616 - -.005032]	[-.01352 - -.007575]	[-.01024 - -.005196]
	-1.08E-08	-3.41E-08	-2.06E-08	-2.08E-08	-1.45E-08	-3.41E-08	-2.06E-08	-2.90E-08	-2.22E-08
	[-1.74E-08 - -4.77E-09]	[-4.61E-08 - -2.28E-08]	[-2.92E-08 - -1.22E-08]	[-2.95E-08 - -1.26E-08]	[-2.27E-08 - -7.13E-09]	[-4.61E-08 - -2.28E-08]	[-2.92E-08 - -1.22E-08]	[-4.05E-08 - -1.92E-08]	[-3.20E-08 - -1.31E-08]

Nota: Estas métricas miden el desempeño de diferentes métodos de focalización bajo regímenes de políticas alternativos. La columna 1 presenta estimaciones para el escenario base de 2019, que es el contrafactual común para todos los métodos propuestos. Las estimaciones de este escenario se realizaron mediante una muestra de entrenamiento del 50%, y las de los otros métodos empleando el 50% de la muestra restante. Valores más altos de la función de bienestar social implican un mayor bienestar agregado para los miembros de la sociedad. Ahora bien, como la función de bienestar social CRRA arroja valores negativos, los valores negativos más pequeños denotan un bienestar más alto que los superiores. ρ representa el parámetro de la curvatura de la función de utilidad CRRA. Valores más altos que ρ implican una mayor preferencia social por la equidad, mientras que los valores más pequeños informan una menor preferencia por esta variable. Todas las estimaciones fueron calculadas tomando promedios de mil divisiones de muestra y con intervalos de confianza del 95%, los cuales se presentan entre paréntesis.

PMT: método *proxy means test*; USD PPA: paridad del poder adquisitivo en dólares estadounidenses.

Método estático de estimación de ingresos, con expansión del umbral de elegibilidad (alternativa 1)

El primer escenario contrafactual expande la cobertura de la red de seguridad aumentando el umbral de elegibilidad aplicado al PMT de referencia. Específicamente, y debido a las expansiones del número de beneficiarios de programas de protección social en 2020, se incrementó el umbral de elegibilidad en un 30%. Este escenario contrafactual no modifica el modelo estadístico subyacente ni actualiza los datos que alimentan el modelo.

Esta modalidad se empleó en muchos países de América Latina y el Caribe, en respuesta a la crisis de COVID-19. Por ejemplo, en Colombia, el Gobierno expandió la provisión de transferencias monetarias a las personas que, a pesar de ser pobres, no tenían cobertura de programas sociales preexistentes y a aquellas cuyos ingresos se encontraban por encima de la línea de pobreza. Antes de la pandemia, solo los hogares clasificados como “pobres” eran elegibles para recibir dichas transferencias. En esencia, el Gobierno movió el umbral de elegibilidad sin cambiar el PMT de referencia ni los datos utilizados en el modelo estadístico que generó la puntuación.

Las razones para incluir más hogares ajustando el umbral de elegibilidad y sin modificar la herramienta de selección (es decir, manteniéndola constante) básicamente son dos. Primero, este esquema permite considerar los hogares extremadamente pobres de antemano —que, por error, no fueron clasificados como “extremadamente pobres”—, cuyos ingresos per cápita estimados con el método base se encuentran justo por encima del punto de corte inicial del programa. Segundo, permite considerar hogares no extremadamente pobres de antemano —es decir, que fueron correctamente excluidos, pero estaban en el margen de la pobreza extrema—, que tienen un alto riesgo de volverse extremadamente pobres debido a eventos inesperados (en comparación con otros más alejados del umbral).

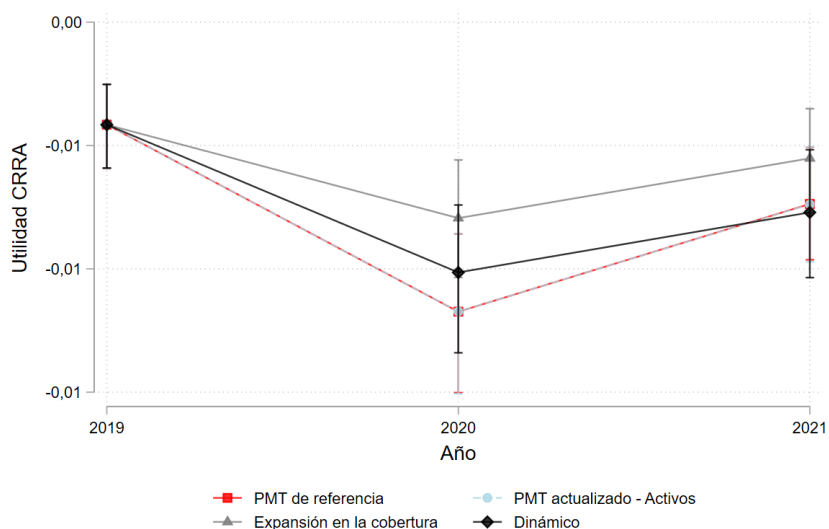
Relajar el criterio de elegibilidad genera diferencias importantes en comparación con el escenario inicial. En primer lugar, aumenta la cobertura del programa del 47% al 64% (un incremento del 36%) de los hogares registrados (cuadro 3, columna 2). En segundo lugar, genera un error de exclusión de aproximadamente la mitad del obtenido en el escenario base en 2020. En tercer lugar, en 2020 se verifica un aumento del error de inclusión del 29% al 47,5%, en comparación con el escenario base. El aumento en el error de inclusión es consistente con el hecho de que no todos los hogares “no pobres de antemano” con PMT entre el umbral inicial y el expandido cayeron en la pobreza extrema durante la crisis, aunque puedan considerarse vulnerables a la pobreza extrema con base en su PMT.

Los efectos de esta política en el bienestar social dependerán fundamentalmente del presupuesto asignado al programa. El valor de la transferencia por hogar beneficiario se establece igual que en el período base de 2019 (US\$13,5 PPA por mes). En este caso, expandir la cobertura implica aumentar el presupuesto asignado al programa. Los paneles a y b del gráfico 3 muestran cambios en el bienestar y el presupuesto del programa para diferentes métodos de selección.

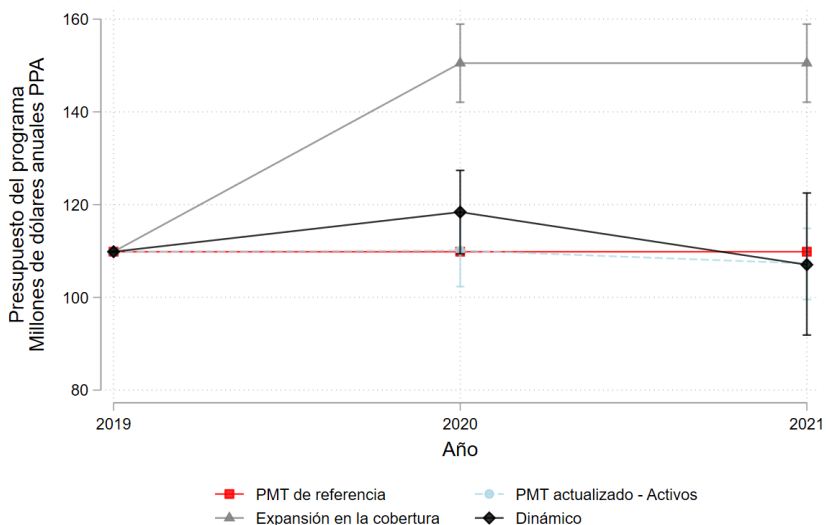
Como se esperaba, debido a que la expansión de la red de protección social aumenta la cobertura, el nivel de bienestar social aumenta sustancialmente (un 32%) en comparación con el escenario base de 2020, pero también lo hace el presupuesto requerido para implementar la política. En 2021, aunque el bienestar social es mayor que en el escenario base, la brecha entre ellos es más estrecha, y el aumento del presupuesto es similar al de 2020. Por consiguiente, expandir la cobertura de la red de protección social aumenta el bienestar social, pero a un costo alto. En comparación con el *statu quo*, aumentar el umbral de elegibilidad requiere de un aumento del 36% del presupuesto fiscal.

Gráfico 3. Bienestar social y presupuesto fiscal bajo los regímenes alternativos

Panel A. Bienestar social



Panel B. Presupuesto (millones de dólares anuales PPA)



Nota: Valores más altos de la función de bienestar social implican un mayor bienestar agregado para los miembros de la sociedad. Ahora bien, como la función de bienestar social CRRRA arroja valores negativos, los valores negativos más pequeños denotan un bienestar más alto que los superiores. El bienestar social se calcula al sumar los valores individuales de la función de utilidad CRRRA con un parámetro de curvatura $\rho = 3$ para todos los hogares de la muestra. $\rho = 3$ es un supuesto comúnmente usado en la literatura y constituye un valor moderado para el parámetro de curvatura de la CRRRA. El presupuesto agregado para cada escenario se calcula multiplicando el monto fijo de la transferencia monetaria mensual por el número de beneficiarios del programa; posteriormente, el resultado se multiplica por 12 para tener un valor equivalente a un año del programa. Los intervalos de confianza del 95% se calculan con mil iteraciones.

CRRRA: aversión relativa constante al riesgo, por su sigla en inglés; PMT: *proxy means test*; PPA: paridad del poder adquisitivo.

De manera similar a Glewwe y Kanaan (1989), Ravallion y Chao (1989), y Grosh y Baker (1995), también se comparan los diferentes escenarios de selección manteniendo fijo el presupuesto total del programa. En estas simulaciones, se calcula el monto de la transferencia mensual por hogar simplemente dividiendo el presupuesto anual total por el número de hogares beneficiarios, y volviendo a dividir el monto resultante por 12.

En este escenario contrafactual, expandir la cobertura implica una reducción del valor de la transferencia por hogar beneficiario. Los resultados se presentan en el cuadro 3 (columna 3). La expansión de la red de protección social implica un monto de transferencia sustancialmente menor. En 2020, el monto promedio de la transferencia disminuye un 27% en comparación con el escenario base. Por lo tanto, las ganancias en bienestar social dependerán de dos fuerzas opuestas: un aumento del bienestar debido al incremento de ingresos para los hogares marginales que entran al programa, y una disminución del bienestar debido a la reducción de ingresos de los hogares que ya eran beneficiarios. Con un parámetro de curvatura de CRRRA de $\rho = 3$, la primera fuerza parece dominar. El enfoque de cobertura expandida atenúa la pérdida de bienestar relativo en relación con el escenario base. De hecho, en esta modalidad el bienestar social es un 24% más alto que en el escenario base. En 2021, cuando los ingresos se recuperan parcialmente, la diferencia en bienestar entre el escenario base y el modelo de cobertura expandida se reduce a la mitad.

Cuando la función de bienestar social arroja un mayor peso a los hogares más pobres (por ejemplo, con un $\rho = 4,5$), las ganancias de bienestar logradas por la expansión del programa en 2020 son, en comparación con el escenario base, aún mayores. En contraste, no parece haber ganancia de bienestar social para funciones de utilidad que ponderan más uniformemente a los hogares en todos los niveles de ingreso (por ejemplo, con un $\rho = 1,5$). Por consiguiente, para un presupuesto fijo, una expansión de la red de protección social maximiza el bienestar cuando los responsables de las políticas confieren mayor peso a entregar transferencias a los hogares más pobres, pero el escenario base podría ser atractivo para responsables de políticas más neutrales.

Método de estimación de ingresos actualizado a demanda, con criterios de elegibilidad fijos (alternativa 2)

A continuación, se analiza un escenario alternativo en el que los hogares que experimentan una pérdida de activos solicitan una actualización de su clasificación socioeconómica. Este escenario reproduce la política actual de Colombia. Específicamente, este método de selección actualiza los datos de activos en el modelo existente para calcular un nuevo puntaje de estimación de ingresos. Implícitamente, el enfoque supone que la carga administrativa de actualizar los datos no desalienta a los hogares a hacerlo.

Para llevar el escenario a la práctica, se utilizaron datos sobre ventas y compras de activos. Para cada año (2019-2021) se preguntó si un miembro del hogar compró o vendió una serie de activos, incluyendo vehículos, computadoras y electrodomésticos. A aquellos que informaron una transacción, también se les preguntó la fecha en que se realizó. Para imitar el proceso de actualización de datos a demanda, solo se actualizó el puntaje de estimación de ingresos para los hogares con pérdida de activos, ya que los hogares que acumulan activos no tienen incentivos para solicitar una actualización de su puntaje.

Sorprendentemente, en las simulaciones la actualización de los datos de activos no lleva a una expansión sustancial de la cobertura del programa, en comparación con el escenario base (cuadro 3, columna 4). Tampoco se observaron cambios sustanciales en los errores de inclusión o exclusión. Estos resultados son consecuencia de una cantidad notablemente baja de transacciones de activos: en promedio, solo el 2,7% de los hogares de la muestra vendió activos durante 2020.

Es poco probable que la baja cantidad de transacciones se deba al subreporte de activos, ya que las personas no conocen el peso de los activos en su puntuación. Esto resulta consistente con evidencia experimental que muestra que agregar activos adicionales a una estimación de prueba de medias no distorsiona la presentación de dichos activos (Banerjee et al., 2020). Además, en este caso, los datos sobre ventas y compras de activos fueron recopilados por la encuesta realizada en el presente estudio (no por una del SISBEN u otra encuesta gubernamental), por lo que las personas no tenían incentivos para ocultar sus activos. Por el contrario, el bajo número de transacciones podría reflejar el hecho de que encontrar compradores para estos activos durante un período de grave recesión económica puede representar un desafío, ya que es probable que los hogares que demanden tales activos también estén afectados por el choque económico agregado.

Método de selección dinámico (alternativa 3)

Una característica común de los enfoques expuestos es que dependen de un método que busca estimar el componente permanente del ingreso. Por lo tanto, ninguno de ellos incorpora choques dinámicos, como los ajustes del mercado laboral. Esto es relevante porque la pérdida de empleo es un factor determinante en los cambios de los ingresos y las transiciones hacia la pobreza extrema (véase la sección “Exposición a choques y dinámicas de ingresos”). A medida que los países integran fuentes de datos administrativos adicionales, como las contribuciones a la seguridad social, los registros de salud o los registros de entidades crediticias en sus registros sociales,⁸ vale la pena evaluar su potencial. Para permitir una selección de beneficiarios más dinámica, dichos datos pueden incluir información sobre choques en el mercado laboral y otros predictores de cambios en los ingresos.

De esta manera, se incluyó en el análisis un enfoque alternativo que incorpora los choques del mercado laboral como predictores del componente del ingreso, que varía en el tiempo. Este enfoque complementa el método de estimación de ingresos estándar. El ingreso de un hogar en un período dado $Y_{i,t}$ se puede ver como la suma de un componente permanente ($\bar{Y}_{i,t}$), las fluctuaciones alrededor del componente permanente ($c_{i,t}$) y un error aleatorio. El componente permanente es una función de características invariantes en el tiempo, que es capturada por el método de estimación de ingresos tradicional. Las fluctuaciones son una función de los choques.

En concreto, las fluctuaciones alrededor del componente permanente del ingreso ($c_{i,t}$) se aproximan utilizando un modelo predictivo de cambios en los ingresos basado en datos que capturan pérdidas y ganancias de empleo para el principal proveedor del hogar. Se estimó un modelo que permite que los cambios de los ingresos respondan de manera diferente a las ganancias y pérdidas de empleo utilizando la siguiente especificación: $\Delta Y_{i,t} = \beta_1 \text{pérdida de empleo}_{i,t} + \beta_2 \text{ganancia de empleo}_{i,t} + v_{i,t}$, donde $\Delta Y_{i,t} = Y_{i,t} - Y_{i,t-1}$ denota cambios en el ingreso, $\text{pérdida de empleo}_{i,t}$ y $\text{ganancia de empleo}_{i,t}$ son indicadores de si el principal proveedor del hogar i perdió su trabajo o transitó del desempleo al empleo, respectivamente, y $v_{i,t}$ es un término de error.⁹ Por lo tanto, el puntaje de estimación de ingresos dinámico en el tiempo t se obtiene por: $\text{PMT}_i + \Delta \widehat{Y}_{i,t,t}$. Se estimó este modelo utilizando una muestra de entrenamiento y calculando errores de selección y bienestar mediante la muestra de prueba. Como en el análisis

⁸ En el caso de Colombia, los registros administrativos se utilizan a menudo para verificar los datos del Registro Social de Hogares. La combinación de datos de encuestas y registros administrativos es relativamente común en otros países de ingresos medios como Brasil, Chile y Turquía. En Brasil, el Ministerio de Desarrollo Social realiza verificaciones periódicas de su registro social (*Cadastro Único*) a partir de cruces de información con otras fuentes para asegurar la precisión de los datos, incluyendo certificados de defunción, ingresos de trabajadores formales y contribuciones a la seguridad social. En Chile, el registro social (Registro Social de Hogares) se alimenta de múltiples fuentes de datos administrativos y también de encuestas. En Turquía, el enfoque principal para la recolección y actualización de datos es a través de la integración virtual (interoperabilidad) de las bases de datos administrativas correspondientes a 22 instituciones. Este enfoque cobró más relevancia durante la pandemia de 2020: el 27% de los nuevos programas implementados durante la pandemia de COVID-19 utilizaron registros administrativos para seleccionar beneficiarios, incluyendo contribuciones a la seguridad social o recaudación de impuestos (Gentilini, 2022).

⁹ Para referencia, los coeficientes de este modelo estimados sobre toda la muestra se presentan en el cuadro A3 (columna 2) del apéndice.

anterior, se replicó este enfoque en mil submuestras¹⁰ y con un enfoque basado en los choques del mercado laboral, ya que fueron el tipo de choque más frecuente durante el período de análisis.

Por otro lado, también se discuten las implicaciones de incluir choques idiosincráticos adicionales, como enfermedades y pérdida de remesas, entre otros. En este método de selección, la puntuación de elegibilidad se actualiza automáticamente, como si la interoperabilidad de los datos administrativos permitiera una actualización en tiempo real de la información del Registro Social de Hogares. En la simulación, la puntuación de elegibilidad se recalcula cada año, y los hogares entran y salen de la lista de beneficiarios con base en la puntuación de elegibilidad actualizada.

En las simulaciones, este enfoque dinámico expande modestamente la cobertura del programa en 2020 respecto del método de referencia, llevándola de un 47 a un 50,6% (cuadro 3, columna 5). Este método dinámico previene un aumento abrupto del error de exclusión durante la crisis porque permite que los hogares inicialmente excluidos ingresen al programa de acuerdo con las pérdidas de ingresos predichas. El error de exclusión se mantiene cerca del 30% durante el período de análisis.

En el escenario con una transferencia fija por hogar beneficiario y un presupuesto general flexible del programa, el enfoque de focalización dinámica aumenta la tasa de cobertura, en comparación con el método estándar, pero la reduce en relación con el escenario de expansión de la red de seguridad social. Comparado con la expansión del umbral de elegibilidad, el enfoque dinámico proporciona niveles de bienestar algo menores para una función de utilidad con una curvatura de $\rho = 3$ ¹¹ (un aumento del 13%, en comparación con el método estático en 2020), pero a una fracción del costo. El aumento del presupuesto fiscal que se requiere para financiar este enfoque es solo del 8% de lo necesario en la línea de base, que, a su vez, es solo una cuarta parte del presupuesto adicional requerido por el aumento del umbral de elegibilidad (véase el gráfico 3). Por consiguiente, la elasticidad del bienestar (porcentaje de cambio en el bienestar por porcentaje de cambio en el presupuesto) es mayor para el enfoque de focalización dinámica (1,6) que para la expansión (0,86).

Una posible explicación es que el enfoque dinámico incluye nuevos beneficiarios, los cuales tienen más probabilidades de sufrir pérdidas de ingresos severas que el beneficiario promedio de una amplia expansión de la red de protección social.

En el escenario de presupuesto fijo, el enfoque dinámico provoca una disminución del 8,3% en la transferencia por hogar, en comparación con el método estático. Esta disminución es pequeña, ya que el enfoque dinámico genera un modesto aumento de la cobertura. El enfoque dinámico también atenúa la disminución del bienestar social asociada con el método estándar en 2020. Específicamente, el bienestar bajo el método de focalización dinámica es un 12% más alto que

¹⁰ Sería deseable estimar un modelo de cambio de los ingresos utilizando varios años previos a la crisis, y luego usar los coeficientes del modelo para predecir ingresos fuera de la muestra a partir de las trayectorias de empleo observadas, bajo el supuesto de que dichos coeficientes son constantes en el tiempo. Sin embargo, solo se hallaron ingresos de hogar durante un año previo al shock. Por otro lado, se usan los dos primeros años de datos del conjunto reunido por este trabajo (2019-2020) para estimar un modelo predictivo de los cambios de ingreso. Este enfoque alternativo se basa en el mismo supuesto que el enfoque que parte de los datos previos a la crisis, es decir, que los coeficientes del modelo subyacente son constantes en el tiempo.

¹¹ Este es un supuesto común en la literatura, ya que tres es un valor moderado para el parámetro de curvatura de la función de utilidad social CRRA.

en el abordaje estándar (para $\rho = 3$). A medida que la economía comienza a recuperarse en 2021, las diferencias se disipan. El cuadro 3 informa los niveles de bienestar social para diferentes parámetros de curvatura de la función de utilidad CRRA. Cabe destacar que, en 2020, el enfoque dinámico también logra ganancias de bienestar, en comparación con el método estándar, para funciones de utilidad relativamente más neutrales en cuanto a ingresos (por ejemplo, $\rho = 1,5$) y para funciones de utilidad con más curvatura (por ejemplo, $\rho = 4,5$).

En virtud de que el enfoque empírico utiliza un modelo econométrico simple como complemento del método estándar, una preocupación podría radicar en que los resultados sean específicos del modelo. Frente a esto, vale la pena señalar que la especificación principal permite que las pérdidas y ganancias de empleo predigan diferentes cambios en los ingresos. Este mecanismo es más flexible que una especificación que impone un coeficiente común para capturar la sensibilidad de los ingresos a los cambios en el empleo, pero más restrictivo que una especificación que también permite diferentes movimientos conjuntos sobre la base de que las pérdidas o ganancias de empleo están asociadas con trabajadores formales o informales. En el gráfico A2 (a-d) del apéndice se compara el rendimiento de estas especificaciones alternativas de focalización dinámica con el enfoque estándar y el enfoque dinámico principal: todos los modelos se comportan de manera cualitativamente similar y todos logran errores de exclusión más bajos y niveles de bienestar más altos en 2020 que el enfoque estándar. A medida que el modelo se vuelve más flexible (permitiendo que los coeficientes difieran entre choques positivos y negativos, y por tipo de empleo), la focalización se vuelve más precisa en términos de error de exclusión, y el bienestar social aumenta. En el gráfico A3 (a-d) del apéndice se presentan los resultados utilizando un modelo predictivo para cambios en los ingresos que incluye la exposición a otros choques negativos (pérdida de remesas, enfermedades, exposición a desastres naturales, etc.) como predictores. Los resultados son similares a los obtenidos mediante el modelo principal de focalización dinámica.

Por último, también se presentan los resultados realizando un ajuste por el riesgo moral potencial: las personas pueden tener incentivos para subreportar las ganancias de empleo y sobreportar las pérdidas. Para tener en cuenta esto, se asumió que el X% de las personas informan haber perdido un empleo cuando en la práctica permanecieron empleadas, y que el X% de las personas reportan no estar empleadas, aunque hayan recuperado el empleo. El valor de X fue calibrado usando estimaciones causales del comportamiento de riesgo moral presentes en la literatura. En concreto, se establece $X = 8,7\%$, lo cual es consistente con investigaciones de Uruguay que muestran que ser elegible para un programa de transferencia monetaria redujo el empleo formal en 8,7 puntos porcentuales entre madres solteras (Bergolo y Cruces, 2021).¹² El gráfico A3 muestra que permitir el subreporte no cambia sustancialmente los resultados.

Discusión

Se evalúa un método estático tradicional de estimación de ingresos y tres alternativas relevantes de política en términos de errores de inclusión, errores de exclusión, bienestar social y presupuesto del gobierno. Se utilizan datos de una encuesta a una muestra aleatoria de hogares

¹² Este es un efecto relativamente grande en el comportamiento de riesgo moral, ya que Bergolo y Cruces (2021) encuentran una disminución del 6% en el empleo formal utilizando toda la muestra, y Bosch y Schady (2019) encuentran efectos aún menores en Ecuador, pero solo entre mujeres.

del Registro Social de Hogares de Colombia que recopiló información sobre activos, ingresos y choques a lo largo del tiempo.

El método dinámico arrojó un resultado de mayor bienestar social que el método estático tradicional. Estas ganancias de bienestar están impulsadas por una reducción del error de exclusión, es decir que con este método se proporcionan transferencias a hogares con una utilidad marginal relativamente alta del ingreso. El método de focalización dinámica también supera el desempeño de la expansión de la red de protección social a través de un aumento del umbral de elegibilidad, gracias a una mayor elasticidad del bienestar (menor costo por unidad adicional de bienestar social).

Debido a que el enfoque dinámico selecciona a los beneficiarios con base en una combinación del componente permanente del ingreso (calculado a través de métodos tradicionales de estimación de ingresos) y las fluctuaciones del ingreso (predichas por los choques sufridos por el hogar), es posible afirmar que –este enfoque– mejora el programa de alivio a la pobreza de los hogares al protegerlos contra choques, como por ejemplo una pérdida de empleo. Un programa de protección social con estas características puede mejorar el bienestar social en comparación con un programa estrictamente “antipobreza”, que esté dirigido a hogares con ingresos permanentes por debajo de la línea de pobreza extrema. Esto se vuelve particularmente relevante en contextos en los que muchos hogares de bajos ingresos se ven excluidos de los esquemas contributivos de seguro de desempleo debido a la alta informalidad del mercado laboral. Con poco o ningún ahorro en el que apoyarse, el aspecto de seguro del programa contribuye al bienestar social al proporcionar a los hogares un nivel mínimo de consumo cuando ocurren choques severos.¹³

A pesar de que la mejora en el bienestar lograda por este tipo de métodos de selección dinámica puede ser mayor en contextos con alta informalidad del mercado laboral, los altos niveles de informalidad también presentan a este enfoque dos posibles desafíos. Primero, la amplia informalidad laboral entre la población de posibles beneficiarios implica que los gobiernos no pueden depender únicamente de los datos administrativos de empleo existentes, que solo incluyen a los trabajadores formales. Aunque otros conjuntos de datos administrativos, como los provenientes de las entidades de crédito, pueden proporcionar información útil para la selección, es probable que los gobiernos necesiten invertir en la recopilación de datos primarios para actualizar las variables del mercado laboral de manera regular y con una mayor frecuencia. Segundo, este enfoque podría representar un riesgo moral, ya que para los hogares posiblemente resulte más fácil ocultar su estado de empleo informal que “manipular” un método de estimación de ingresos basado en un modelo estadístico desconocido, con cientos de variables potenciales. Se aborda esta preocupación mostrando que los resultados expuestos son robustos al incorporar estimaciones de riesgo moral sobre el reporte de empleo. Sin embargo, el establecimiento de un seguro de desempleo para hogares de bajos ingresos, independientemente de su estatus de formalidad, podría incentivar el trabajo informal. Aunque hay evidencia de que los programas de protección social pueden crear incentivos para la

¹³ En efecto, el alcance de los programas públicos para aportar valor asegurando aspectos no contemplados directamente en su diseño original ha sido objeto de debate reciente. Por ejemplo, Deshpande y Lockwood (2022) muestran que el valor del seguro de discapacidad en Estados Unidos va más allá de asegurar únicamente riesgos de salud, ya que los beneficiarios, especialmente aquellos con condiciones de salud menos graves, tienen mucha más probabilidad de experimentar una amplia variedad de cambios inesperados no relacionados con la salud (pérdida de empleo, ejecución hipotecaria, desalojo) que aquellos que no reciben el seguro.

informalidad (Bosch y Campos-Vazquez, 2014), esto es menos preocupante en este caso, ya que los beneficios del programa no se basan en la informalidad y la mayoría de los trabajadores de la población objetivo tienen oportunidades limitadas de empleo formal.

Referencias

Aiken, E., S. Bellue, D. Karlan, C. Udry, J.E. Blumenstock. 2022. Machine learning and phone data can improve targeting of humanitarian aid. *Nature* 603:864–70. Disponible en: <https://doi.org/10.1038/s41586-022-04484-9>.

Aiken, E., T. Ohlenburg, J. Blumenstock. 2023. Moving targets: When does a poverty prediction model need to be updated? Proceedings of the 6th ACM SIGCAS/SIGCHI Conference on Computing and Sustainable Societies. *Association for Computing Machinery* :117. Disponible en: <https://doi.org/10.1145/3588001.3609369>.

Alatas, V., R. Purnamasari, M. Wai-Poi, A. Banerjee, B.A. Olken, R. Hanna. 2016. Self-Targeting: Evidence from a Field Experiment in Indonesia. *Journal of Political Economy* 124(2):371–427. Disponible en: <https://doi.org/10.1086/685299>.

Alatas, V., A. Banerjee, R. Hanna, B.A. Olken, J. Tobias. 2012. Targeting the Poor: Evidence from a Field Experiment in Indonesia. *American Economic Review* 102(4):1206–40. Disponible en: <https://doi.org/10.1257/aer.102.4.1206>.

Bandiera, O., R. Burgess, E. Deserranno, R. Morel, M. Sulaiman, I. Rasul. 2023. Social Incentives, Delivery Agents, and the Effectiveness of Development Interventions. *Journal of Political Economy Microeconomics* 1(1):162–224. Disponible en: <https://doi.org/10.1086/722898>.

Banerjee, A., R. Hanna, B.A. Olken, S. Sumarto. 2020. The (lack of) distortionary effects of proxy-means tests: Results from a nationwide experiment in Indonesia. *Journal of Public Economics Plus* 1:100001. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.pubecp.2020.100001>.

Banerjee, A., R. Hanna, B.A. Olken, D. Sverdlin-Lisker. 2022. Social Protection in the Developing World. *Journal of Economic Literature* (de próxima publicación).

Bartholo, L., J. Mostafa, R.G. Osorio. 2018. Integration of administrative records for social protection policies: Contributions from the Brazilian experience (Working Paper 169). Brasilia: Centro de Política Internacional para el Crecimiento Inclusivo (IPC-IG). Disponible en: <https://www.econstor.eu/handle/10419/200610>.

Bastagli, F., J. Hagen-Zanker, L. Harman, V. Barca, G. Sturge, T. Schmidt, L. Pellerano. 2016. Cash transfers: What does the evidence say? A rigorous review of programme impact and of the role of design and implementation features. Londres: Overseas Development Institute. Disponible en: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.29336.39687>.

Bergolo, M., G. Cruces. 2021. The anatomy of behavioral responses to social assistance when informal employment is high. *Journal of Public Economics* 193:104313. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2020.104313>.

- Bosch, M., R.M. Campos-Vazquez. 2014. The Trade-Offs of Welfare Policies in Labor Markets with Informal Jobs: The Case of the “Seguro Popular” Program in Mexico. *American Economic Journal: Economic Policy* 6(4):71–99. Disponible en: <https://doi.org/10.1257/pol.6.4.71>.
- Bosch, M., N. Schady. 2019. The effect of welfare payments on work: Regression discontinuity evidence from Ecuador. *Journal of Development Economics* 139:17–27. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2019.01.008>.
- Brown, C., M. Ravallion, D. van de Walle. 2018. A poor means test? Econometric targeting in Africa. *Journal of Development Economics* 134:109–24. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2018.05.004>.
- Cejudo, G., P. de los Cobos, C.L. Michel, D.L. Ramírez. 2021. Inventario y caracterización de los programas de apoyo al ingreso en América Latina y el Caribe frente a COVID 19. Washington, DC: Banco Interamericano de Desarrollo. Disponible en: <https://doi.org/10.18235/0003840>.
- Departamento Nacional de Planeación. 2016. Declaración de Importancia Estratégica del Sistema de Identificación de Potenciales Beneficiarios (SISBÉN IV). Documento CONPES 3877. Bogotá: CONPES.
- Deshpande, M., L.M. Lockwood. 2022. Beyond Health: Nonhealth Risk and the Value of Disability Insurance. *Econometrica* 90(4):1781–810. Disponible en: <https://doi.org/10.3982/ECTA19668>.
- Gentilini, U. 2022. Cash Transfers in Pandemic Times: Evidence, practices, and implications from the largest scale up in history. Washington, DC: Banco Mundial. Disponible en: <https://doi.org/10.1596/37700>.
- Glewwe, P., O. Kanaan. 1989. Targeting Assistance to the Poor Using Household Survey Data. Working Paper. Washington, DC: Banco Mundial.
- Grosh, M.E., J.L. Baker. 1995. Proxy means tests for targeting social programs: Simulations and speculation. *LSM* 118. Disponible en: <https://doi.org/10.1596/0-8213-3313-5>.
- Hanna, R., B.A. Olken. 2018. Universal Basic Incomes versus Targeted Transfers: Anti-Poverty Programs in Developing Countries. *Journal of Economic Perspectives* 32(4):201–26. Disponible en: <https://doi.org/10.1257/jep.32.4.201>.
- Ibarrarán, P., N. Medellín, F. Regalia, M. Stampini, S. Parodi, L. Tejerina, P. Cueva, M. Vásquez. 2017. Así funcionan las transferencias condicionadas. Washington, DC: Banco Interamericano de Desarrollo.
- Li, Q., M. Shim, Y. Wen. 2017. The implication of subsistence consumption for economic welfare. *Economics Letters* 158:30–3. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.038>.
- Maitra, P., S. Mitra, D. Mookherjee, S. Visaria. 2024. Decentralized Targeting of Agricultural Credit Programs: Private Versus Political Intermediaries. *Journal of the European Economic Association* jvae018. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/jeea/jvae018>.
- Premand, P., P. Schnitzer. 2021. Efficiency, Legitimacy, and Impacts of Targeting Methods: Evidence from an Experiment in Niger. *The World Bank Economic Review* 35(4):892–920. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/wber/lhaa019>.

- Ravallion, M., K. Chao. 1989. Targeted policies for poverty alleviation under imperfect information: Algorithms and applications. *Journal of Policy Modeling* 11(2):213–24. Disponible en: [https://doi.org/10.1016/0161-8938\(89\)90015-X](https://doi.org/10.1016/0161-8938(89)90015-X).
- Schnitzer, P., Q. Stoeffler. 2024. Targeting Social Safety Nets: Evidence from Nine Programs in the Sahel. *The Journal of Development Studies* 60(4):574–95. Disponible en: <https://doi.org/10.1080/00220388.2023.2291325>.
- Smythe, I.S., J.E. Blumenstock. 2022. Geographic microtargeting of social assistance with high-resolution poverty maps. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 119(32): e2120025119. Disponible en: <https://doi.org/10.1073/pnas.2120025119>.
- Stampini, M., P. Ibararán, C. Rivas, M. Robles. 2021. Adaptive, but not by design: Cash transfers in Latin America and the Caribbean before, during and after the COVID-19 Pandemic. Washington, DC: Banco Interamericano de Desarrollo. Disponible en: <https://doi.org/10.18235/0003795>.
- Stampini, M., N. Medellín, P. Ibararán. 2023. Cash transfers, poverty, and inequality in Latin America and the Caribbean (Working Paper 116). *Lacir Series*. Disponible en: <https://www.lse.ac.uk/International-Inequalities/Publications/Working-Papers>.
- Stampini, M., M. Robles, M. Sáenz, P. Ibararán, N. Medellín. 2016. Poverty, vulnerability, and the middle class in Latin America. *Latin American Economic Review* 25(4). Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s40503-016-0034-1>.
- Vera-Cossio, D. 2022. Targeting Credit through Community Members. *Journal of the European Economic Association* 20(2):778–821. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/jeea/jvab036>.

Apéndice

Cuadro A1. Estadísticas descriptivas: Registros administrativos

	Muestra encuestada	Todos
Edad (jefe del hogar)	45,40 (15,35)	37,80 (21,82)
Logro académico: Ninguno	0,07 (0,25)	0,09 (0,29)
Logro académico: Primaria	0,51 (0,50)	0,50 (0,50)
Logro académico: Secundaria	0,32 (0,47)	0,26 (0,44)
Logro académico: Terciaria	0,11 (0,31)	0,11 (0,31)
Trabaja	0,45 (0,50)	0,33 (0,47)
Trabajo formal	0,13 (0,34)	0,11 (0,32)
N°. de personas en el hogar	2,56 (1,44)	2,68 (1,53)
Urbano	0,72 (0,45)	0,72 (0,45)
Ingreso per-capita (en miles de COP\$)	363,62 (408,12)	408,02 (500,56)
Tiene nevera	0,51 (0,50)	0,50 (0,50)
Tiene lavadora de ropa	0,24 (0,43)	0,26 (0,44)
Tiene computador	0,08 (0,27)	0,09 (0,29)
Tiene motocicleta	0,09 (0,28)	0,09 (0,29)
Tiene tractor	0,00 (0,05)	0,00 (0,05)
Tiene carro	0,04 (0,19)	0,04 (0,19)
Observaciones	4.049	9.956.688

Nota: El cuadro informa las medias muestrales y las desviaciones estándar, presentadas entre paréntesis, basadas en datos administrativos del Registro Social de Hogares. La columna 1 informa las medias con base en las observaciones de la muestra encuestada, mientras que la columna 2 hace lo propio con las medias basadas en el universo de observaciones del registro social.

Cuadro A2. Estimación de la PMT base

	Logaritmo del ingreso per-capita
Urbano	0,046 (0,82)
Edad (jefe del hogar)	-0,008 (3,89)**
Proporción de niños (menores de 18)	-0,041 (0,24)
N°. de personas en el hogar	-0,116 (8,77)**
Logro académico: Primaria	0,278 (2,92)**
Logro académico: Secundaria	0,414 (3,93)**
Logro académico: Terciaria	0,458 (3,61)**
Tiene hijos	-0,235 (2,59)**
El jefe del hogar vive con su pareja	0,061 (1,32)
Tiene lavadora de ropa	0,195 (3,50)**
Tiene tractor	1,710 (14,44)**
Tiene motocicleta	0,161 (2,72)**
Tiene carro	0,183 (1,32)
Tiene computador	0,324 (3,37)**
Tiene nevera	0,242 (5,39)**
Paredes terminadas	0,056 (0,96)
Pisos terminados	0,301 (5,43)**
Estufa a gas o eléctrica	0,182 (2,82)**
Baño con conexión al alcantarillado	0,075 (1,06)
La vivienda tiene cocina	-0,076 (1,07)
Servicio de electricidad	0,005 (0,04)
Servicio de acueducto	-0,169 (2,77)**
Servicio de recolección de basura	0,124 (1,60)
Trabajo formal remunerado	0,595 (8,49)**
Trabajo informal remunerado	0,323 (4,83)**
Constante	11,658 (59,69)**
R^2	0,27
Observaciones	3.860

Nota: Coeficientes de un modelo de regresión lineal estimado con datos de 2019 de la muestra encuestada. La variable dependiente es el logaritmo del ingreso mensual per cápita en COP\$ de 2019. Los errores estándar, presentados entre paréntesis, son robustos a heterocedasticidad. * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$.

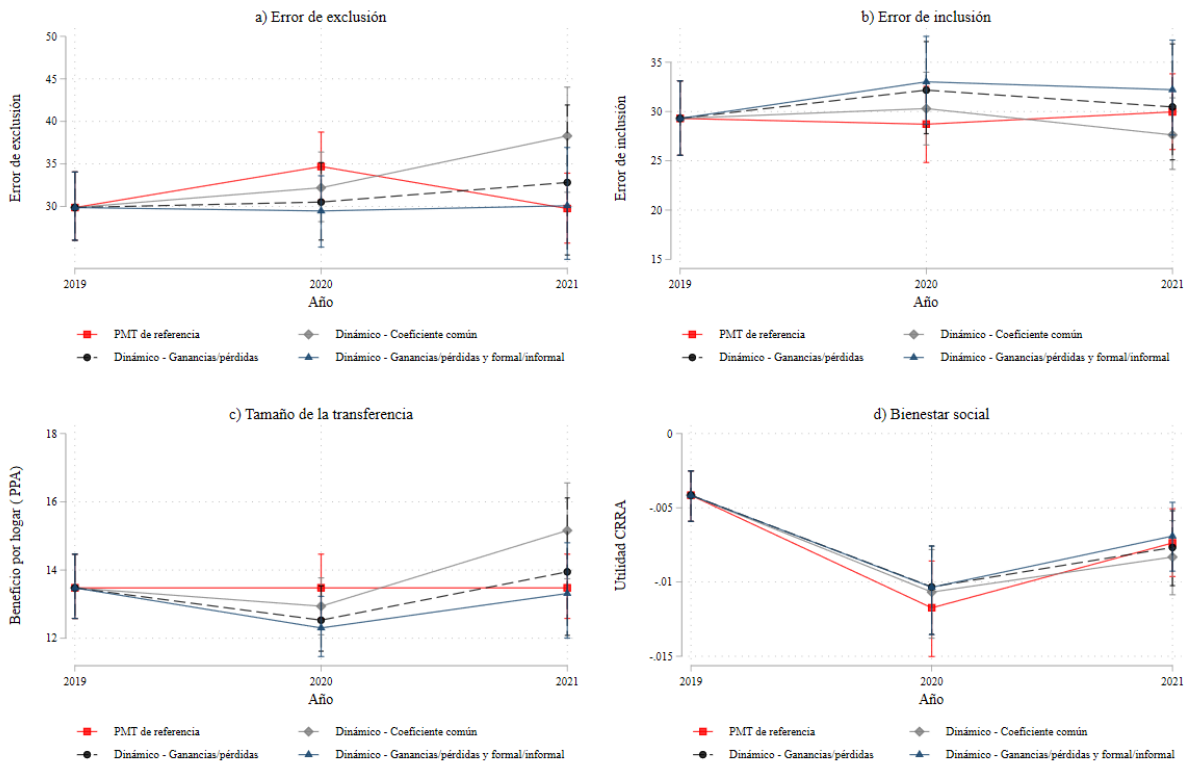
PMT: método *proxy means test*.

Cuadro A3. Modelos predictivos para cambios en el ingreso: Movimientos conjuntos del ingreso y el empleo

	(1)	(2)	(3)	(3)
Cambio: Estado laboral	52.174,661 (12.767,751)***			
Recuperación: Trabajo remunerado		48.506,212 (16.792,713)***		
Pérdida: Trabajo remunerado		-55.812,393 (19.225,035)***		
Recuperación: Trabajo formal remunerado			67.439,043 (39.574,115)*	67.439,043 (39.574,115)*
Pérdida: Trabajo formal remunerado			-75.295,724 (18.476,028)***	-75.295,724 (18.476,028)***
Recuperación: Trabajo informal remunerado			38.218,195 (9.985,608)***	38.218,195 (9.985,608)***
Pérdida: Trabajo informal remunerado			-54.604,127 (21.522,763)**	-54.604,127 (21.522,763)**
R^2	0,00	0,00	0,00	0,00
Observaciones	7.777	7.777	7.777	7.777

Nota: El cuadro informa las correlaciones entre los cambios anuales en el ingreso y los cambios en el estado de empleo bajo diferentes especificaciones, estimadas con mínimos cuadrados ordinarios (MCO). Todos los modelos se estimaron usando los datos de las encuestas entre 2019 y 2021. Los errores estándar son robustos a heterocedasticidad. * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

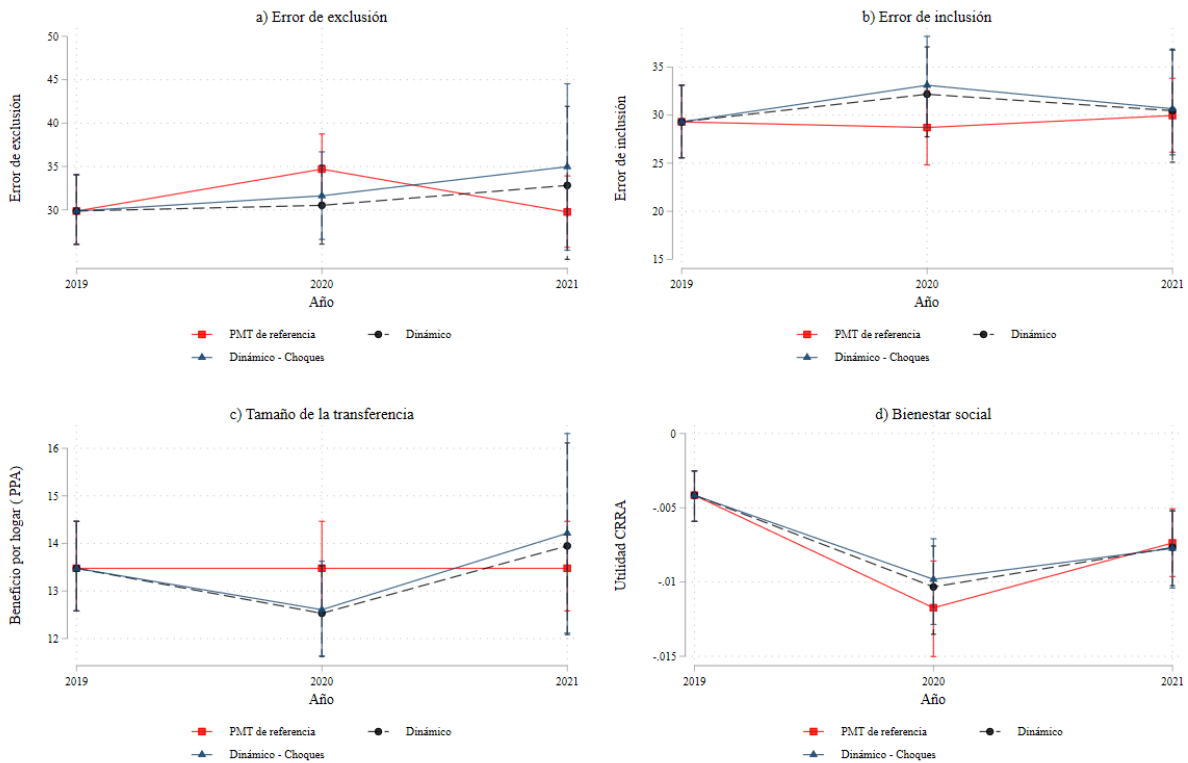
Gráfico A1. Robustez: Errores de focalización, tamaño de transferencia y bienestar social en el tiempo en los modelos alternativos de focalización dinámica



Nota: El gráfico informa los errores de focalización agregados, el tamaño de la transferencia y el bienestar social bajo diferentes regímenes, manteniendo el presupuesto del programa fijo. Valores más altos de la función de bienestar social implican un mayor bienestar agregado para los miembros de la sociedad. Ahora bien, como la función de bienestar social CRRA arroja valores negativos, los valores negativos más pequeños denotan un bienestar más alto que los superiores. El bienestar social se calcula sumando los valores individuales de la función de utilidad CRRA con un parámetro de curvatura $\rho = 3$ para todos los hogares de la muestra. Los intervalos de confianza del 95% se basan en mil iteraciones.

CRRA: aversión relativa constante al riesgo, por su sigla en inglés; PMT: *proxy means test*; PPA: paridad del poder adquisitivo.

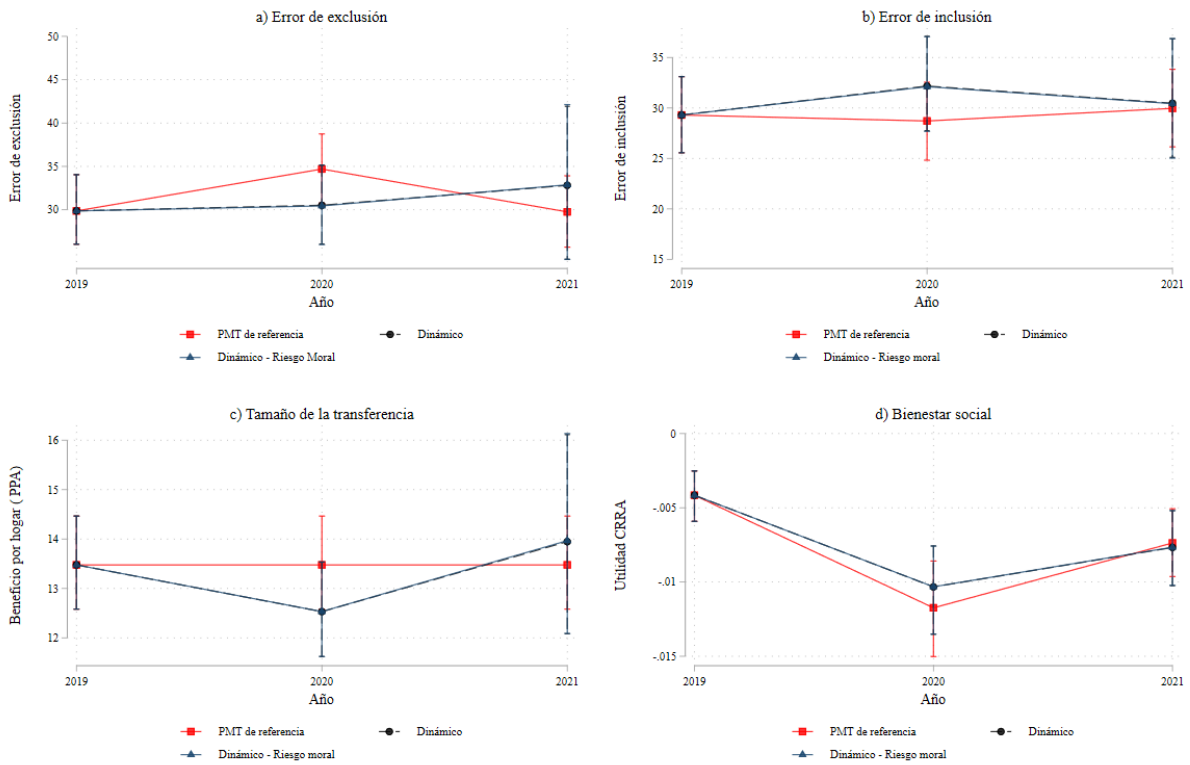
Gráfico A2. Robustez: Errores de focalización, tamaño de transferencia y bienestar social en el tiempo con focalización dinámica e incluyendo choques no laborales negativos



Nota: El gráfico informa los errores de focalización agregados, el tamaño de la transferencia y el bienestar social bajo diferentes regímenes, manteniendo el presupuesto del programa fijo. Valores más altos de la función de bienestar social implican un mayor bienestar agregado para los miembros de la sociedad. Ahora bien, como la función de bienestar social CRRA arroja valores negativos, los valores negativos más pequeños denotan un bienestar más alto que los superiores. El bienestar social se calcula sumando los valores individuales de la función de utilidad CRRA con un parámetro de curvatura $\rho = 3$ para todos los hogares de la muestra. Los intervalos de confianza del 95% se basan en mil iteraciones.

CRRA: aversión relativa constante al riesgo, por su sigla en inglés; PMT: *proxy means test*; PPA: paridad del poder adquisitivo.

Gráfico A3. Robustez: Errores de focalización, tamaño de transferencia y bienestar social en el tiempo corrigiendo por riesgo moral en empleo reportado



Nota: El gráfico informa los errores de focalización agregados, el tamaño de la transferencia y el bienestar social bajo diferentes regímenes, manteniendo el presupuesto del programa fijo. Valores más altos de la función de bienestar social implican un mayor bienestar agregado para los miembros de la sociedad. Ahora bien, como la función de bienestar social CRRA arroja valores negativos, los valores negativos más pequeños denotan un bienestar más alto que los superiores. El bienestar social se calcula sumando los valores individuales de la función de utilidad CRRA con un parámetro de curvatura $\rho = 3$ para todos los hogares en la muestra. El ajuste por riesgo moral asume que el 8,7% de los hogares empleados reportan no estar trabajando. Los intervalos de confianza del 95% se basan en mil iteraciones.