



UNIVERSIDAD ESAN

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS

ECONOMÍA Y NEGOCIOS INTERNACIONALES

Determinación del impacto del Bono yo me quedo en casa en un conjunto de variables
asociadas al bienestar de los hogares peruanos de marzo a junio de 2020

Tesis para optar por el Título Profesional de Licenciada en Economía y Negocios
Internacionales que presenta:

Alexandra Guevara Montoya

Asesor:

Eduardo Javier Mantilla Gonzales de la Cotera

Código ORCID N°0000-0001-8182-3081

Lima, noviembre de 2023

Tesis Licenciatura (Guevara Montoya)

ORIGINALITY REPORT

18%

SIMILARITY INDEX

17%

INTERNET SOURCES

8%

PUBLICATIONS

4%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

hdl.handle.net

Internet Source

3%

2

cdn.www.gob.pe

Internet Source

1%

3

Submitted to Barcelona School of
Management

Student Paper

1%

4

cies.org.pe

Internet Source

1%

5

www.inei.gob.pe

Internet Source

1%

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On

Esta tesis

**DETERMINACIÓN DEL IMPACTO DEL BONO YO ME QUEDO EN CASA EN
UN CONJUNTO DE VARIABLES ASOCIADAS AL BIENESTAR DE LOS
HOGARES PERUANOS DE MARZO A JUNIO DE 2020**

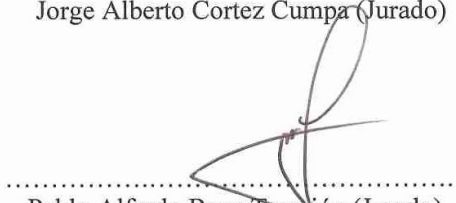
ha sido aprobada.



.....
Jubitza Mariana Franciskovic Angunza
(Jurado Presidente)



.....
Jorge Alberto Cortez Cumpa (Jurado)



.....
Pablo Alfredo Boza Torrejón (Jurado)

Universidad ESAN

2023

**DETERMINACIÓN DEL IMPACTO DEL BONO YO ME QUEDO EN CASA
EN UN CONJUNTO DE VARIABLES ASOCIADAS AL BIENESTAR DE LOS
HOGARES PERUANOS DE MARZO A JUNIO DE 2020**

DEDICATORIA

A Sugar Montoya, su lucha fue una lección que jamás olvidaré. Brilla por siempre en el infinito.

AGRADECIMIENTOS

A Dios, porque gracias a él he podido llegar hasta aquí. Que siempre se haga su voluntad.

A mis papás, quienes, a pesar de la distancia, nunca me dejaron sola.

A Eduardo Mantilla, a quien le debo gran parte de todo lo aprendido. Su apoyo es y siempre será invaluable.

TABLA DE CONTENIDO

CAPÍTULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	14
1.1. Descripción de la Situación Problemática	14
1.2. Formulación del Problema	19
1.2.1. Problema General	19
1.2.2. Problemas Específicos	19
1.3. Determinación de Objetivos	19
1.3.1. Objetivo General	20
1.3.2. Objetivos Específicos	20
1.4. Justificación.....	20
1.5. Delimitación del Estudio	21
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	24
2.1. Bases Teóricas.....	24
2.1.1. Protección Social	24
2.1.2. Bienestar	31
2.1.3. Evaluación de Impacto	40
2.2. Antecedentes	49
2.3. Contexto.....	58
2.3.1. Una Mirada a la Realidad de la Población Peruana Pre-pandemia	58
2.3.2. El Perú en medio del Covid-19: Restricciones a la Actividad Económica y Educativa	71
2.3.3. Medidas de Protección a los Hogares Peruanos: El Bono yo me quedo en casa	74
2.3.4. Bienestar en Tiempos de Covid-19.....	78
2.4. Hipótesis	83
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA.....	88
3.1. Diseño de la Investigación.....	88
3.2. Población y Muestra	88
3.2.1. Población	88
3.2.2. Muestra	89
3.3. Método de Análisis de Datos.....	90
3.3.1. La Técnica de Propensity Score Matching	90

3.3.2. <i>Estrategia de Estimación</i>	93
3.3.3. <i>Procedimiento para la Implementación del PSM</i>	94
3.4. Método de Recolección de Datos	107
3.4.1. <i>Variables de Resultado</i>	108
3.4.2. <i>Variable de Tratamiento</i>	111
3.4.3. <i>Variables Relevantes Observadas</i>	112
3.5 Procesamiento de Datos	118
CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DE RESULTADOS	122
4.1. Paso 1: Estimación del <i>Propensity Score</i>	122
4.2. Paso 2: Análisis Gráfico del Cumplimiento del Supuesto de Soporte Común	126
4.3. Paso 3: Ejecución y Evaluación de la Calidad de los Algoritmos de <i>Matching</i>	127
4.3.1. <i>Consumo alimentario</i>	127
4.3.2. <i>Contagio por Covid-19</i>	133
4.3.3. <i>Asistencia Escolar</i>	138
4.4. Paso 4: Cálculo de los Errores Estándar y Significancia Estadística del <i>ATT</i>	141
CAPÍTULO V: DISCUSIÓN, CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	144
REFERENCIAS	149
ANEXOS	170

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Herramientas gubernamentales asociadas a los componentes de la protección social</i>	28
Tabla 2 <i>Dimensiones e indicadores del IPM Global</i>	34
Tabla 3 <i>Dimensiones e indicadores del IPM-CEPAL para países de América Latina</i> .	35
Tabla 4 <i>Dimensiones e indicadores del IPM de países de América Latina</i>	36
Tabla 5 <i>Dimensiones e indicadores no monetarios asociados a la pobreza monetaria de los hogares peruanos en el área urbana</i>	38
Tabla 6 <i>Dimensiones e indicadores en los que el programa Ingreso Solidario impactó significativamente</i>	51
Tabla 7 <i>Dimensiones e indicadores en los que el programa de Compensación del IVA impactó favorable y significativamente</i>	53
Tabla 8 <i>Antecedentes de la Investigación</i>	57
Tabla 9 <i>Características asociadas a la población urbana con empleo informal, 2019</i>	62
Tabla 10 <i>Tenencia de seguros de salud por tipo de seguro en el ámbito urbano, 2017</i>	64
Tabla 11 <i>Población ocupada asegurada a nivel urbano en función al tipo de seguro de salud, 2019</i>	65
Tabla 12 <i>Población peruana de 14 y más años de edad por condición de tenencia de seguro pensión, 2016 y 2019</i>	67
Tabla 13 <i>Población urbana ocupada afiliada al sistema contributivo según tipo de régimen</i>	68
Tabla 14 <i>Proceso de entrega de las transferencias del Bono yo me quedo en casa</i>	76
Tabla 15 <i>Amenazas a la seguridad alimentaria en el Perú – mayo de 2020</i>	80
Tabla 16 <i>Tasa neta de asistencia escolar en la zona urbana de abril a junio de 2019 y 2020</i>	82
Tabla 17 <i>Cantidad de muestra a analizar en función al horizonte temporal</i>	90
Tabla 18 <i>Operacionalización de las variables de resultado</i>	110
Tabla 19 <i>Operacionalización de la variable de tratamiento</i>	111
Tabla 20 <i>Operacionalización de las variables observadas</i>	115
Tabla 21 <i>Algoritmos de matching a ejecutar</i>	119
Tabla 22 <i>Resultados de la regresión logit para cada una de las variables de resultado propuestas</i>	123

Tabla 23 <i>Primera estimación del consumo alimentario: Evaluación de otros criterios de calidad</i>	129
Tabla 24 <i>Segunda estimación del consumo alimentario: Evaluación de otros criterios de calidad</i>	132
Tabla 25 <i>Primera estimación del contagio por Covid-19: Evaluación de otros criterios de calidad</i>	135
Tabla 26 <i>Segunda estimación del contagio por Covid-19: Evaluación de otros criterios de calidad</i>	137
Tabla 27 <i>Primera estimación de la asistencia escolar: Evaluación de otros criterios de calidad</i>	139
Tabla 28 <i>Segunda estimación de la asistencia escolar: Evaluación de otros criterios de calidad</i>	140
Tabla 29 <i>Resultados de la estimación del ATT</i>	142

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 <i>Factores de vulnerabilidad asociados con contextos de crisis y sus posibles impactos socioeconómicos.</i>	29
Figura 2 <i>Clasificación de los métodos de evaluación de impacto</i>	46
Figura 3 <i>Evolución de la incidencia de pobreza monetaria en el ámbito urbano: Perú, 2009 a 2019</i>	60
Figura 4 <i>Hogares con acceso a algunas TICs según área de residencia, 2019</i>	70
Figura 5 <i>Evolución de contagios por Covid-19 en el Perú, al 15 de abril de 2020</i>	72
Figura 6 <i>Evolución de contagios y muertes en el área urbana - abril a junio de 2020</i>	81
Figura 7 <i>Representación gráfica del área de soporte común</i>	97
Figura 8 <i>Pasos a seguir en la implementación del PSM</i>	107
Figura 9 <i>Examinación gráfica del cumplimiento del supuesto de soporte común</i>	126
Figura 10 <i>Primera estimación del consumo alimentario: Evaluación del sesgo estandarizado</i>	128
Figura 11 <i>Segunda estimación del consumo alimentario: Evaluación del sesgo estandarizado</i>	131
Figura 12 <i>Primera estimación del contagio por Covid-19: Evaluación del sesgo estandarizado</i>	134

IMPACTO DEL PRIMER BONO COVID-19 EN EL BIENESTAR

Figura 13	<i>Segunda estimación del contagio por Covid-19: Evaluación del sesgo estandarizado</i>	136
Figura 14	<i>Primera estimación de la asistencia escolar: Evaluación del sesgo estandarizado</i>	138
Figura 15	<i>Segunda estimación de la asistencia escolar: Evaluación del sesgo estandarizado</i>	140

RESUMEN

En medio de un escenario caótico generado a partir de la propagación del coronavirus, las iniciativas gubernamentales de protección social buscaron sostener el bienestar de los más necesitados ante las drásticas pero necesarias medidas de confinamiento y distanciamiento social implementadas. En el Perú, los estudios empíricos orientados a evaluar la efectividad de dichas iniciativas todavía son escasos y poseen algunas limitaciones. En este marco, la presente investigación se orientó a evaluar el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre el bienestar de los hogares beneficiarios, enmarcando el bienestar en tres ejes: alimentación, salud y educación. Para la evaluación, se hizo uso de la técnica *Propensity Score Matching* y los datos fueron extraídos de la ENAHO 2020. Los resultados mostraron que el bono no logró impactar significativamente sobre la alimentación y la salud; no obstante, se reveló la existencia de un impacto favorable y significativo sobre un indicador asociado a la educación. Dichos resultados, además de ser compatibles con los estudios previos y con las estadísticas que caracterizan al contexto, develan la latente necesidad de reevaluar el diseño de políticas sociales de esta naturaleza a fin de mejorar la capacidad de respuesta gubernamental, sobre todo en contextos de crisis.

Palabras clave: Protección social, *Bono yo me quedo en casa*, bienestar, evaluación de impacto, *propensity score matching*

ABSTRACT

In the midst of a chaotic scenario generated by the spread of the coronavirus, government social protection initiatives sought to sustain the well-being of those most in need in the face of the drastic but necessary confinement and social distancing measures implemented. In Peru, empirical studies aimed at evaluating the effectiveness of these initiatives are still scarce and have some limitations. Within this framework, this research was aimed at evaluating the impact of the *Bono yo me quedo en casa* on the well-being of beneficiary households, framing well-being in three axes: food, health and education. For the evaluation, the Propensity Score Matching technique was used and the data was extracted from the ENAHO 2020. The results showed that the bonus failed to have a significant impact on food and health; however, the existence of a favorable and significant impact on an indicator associated with education was revealed. These results, in addition to being compatible with previous studies and with the statistics that characterize the context, reveal the latent need to reassess the design of social policies of this nature to improve the government's response capacity, especially in crisis contexts.

Key words: Social protection, *Bono yo me quedo en casa*, well-being, impact evaluation, propensity score matching

INTRODUCCIÓN

La pandemia llegó abruptamente en un momento en el que el país contaba con profundas fuentes de vulnerabilidad (alta informalidad, amplia brecha digital, escasa protección social, entre otros) y las medidas de confinamiento y distanciamiento social establecidas por el gobierno peruano, aunque necesarias, golpearon el bienestar de muchos hogares. Algunas de las variables que se vieron afectadas fueron la alimentación, producto del incremento en el desempleo y la subsecuente caída de los ingresos; la salud, por la exposición al contagio debido a la necesidad de salir a laborar; y la educación, por la brecha digital existente en nuestro país. Para ayudar a los hogares más vulnerables a subsistir al contexto, el gobierno comenzó a otorgar transferencias monetarias, más conocidas como bonos. El *Bono yo me quedo en casa* fue la primera y más amplia medida no universal adoptada.

La entrega de estas transferencias estuvo rodeada de diversos cuestionamientos que apuntaban a una potencial falta de efectividad en el cumplimiento de sus objetivos; sin embargo, pocos estudios se orientaban a realizar una evaluación rigurosa de estos juicios. De otro lado, así como el coronavirus llegó de manera casi inesperada a convertirse en un problema de salud mundial, nada garantiza que otro shock de esa naturaleza no pueda suscitarse, sumiendo, nuevamente, a muchos países en crisis profundas y permanentes. En este marco, casi dos años después del fin del confinamiento, aún sigue latente la pregunta de si los esfuerzos gubernamentales lograron cumplir con su objetivo y, hasta el momento, las investigaciones siguen siendo escasas. A la luz de estos hechos, el presente estudio nace con el objetivo de examinar cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre el bienestar de los hogares beneficiarios, acotando el bienestar a variables asociadas con la alimentación, salud y educación.

IMPACTO DEL PRIMER BONO COVID-19 EN EL BIENESTAR

El documento inicia presentando el planteamiento del problema dentro del cual, además de la situación problemática, se exponen los objetivos, justificación y delimitación del estudio. Posteriormente, en el capítulo II, se presentan los ejes teóricos que soportan la investigación, así como los estudios antecedentes, el contexto y las hipótesis. En el siguiente capítulo se describe todo el trabajo metodológico realizado, incluyendo la descripción del diseño de la investigación y la delimitación de la población y muestra. El capítulo IV está orientado a la presentación y análisis de los resultados obtenidos. Finalmente, se desarrollan las conclusiones, limitaciones y recomendaciones a tomar en cuenta.

CAPÍTULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Descripción de la Situación Problemática

El año 2020 se quedará en la historia como el periodo en el que el mundo se vio azotado por una de las crisis sanitarias, y posteriormente económicas y sociales, más impetuosas de los últimos tiempos: el Covid-19. En América Latina y el Caribe, en la mayoría de los países, para evitar la rápida propagación de la enfermedad y proteger la salud y vida de la población, los gobiernos se vieron obligados a establecer medidas de confinamiento y distanciamiento social que provocaron una abrupta paralización de la actividad económica que, a su vez, mermó el progreso de los países en materia de pobreza y desigualdad (Bouillon y Buvinic, 2020).

El Perú no fue ajeno a esta situación y, el 15 de marzo del 2020, a través del Decreto Supremo N° 044-2020-PCM, se anunciaba el inicio del confinamiento. Para un país con graves problemas de informalidad y escasa protección social, la cuarentena y el posterior congelamiento de la actividad económica produjeron una gran ola de desempleo y pobreza. Según el INEI (2020), en el 2019 más del 70% de empleos eran informales y, con la llegada del Covid-19, solo en el segundo trimestre del 2020, alrededor de 7 millones de personas, de una población ocupada de 17.1 millones, perdieron su empleo (Gamero y Pérez, 2020). En la misma línea, según el INEI (2021), la pobreza monetaria se incrementó de 20.2% en el 2019 a 30.1% en el 2020. En este contexto, el bienestar de muchos hogares peruanos se vio amenazado desde diversos frentes, de los cuales, tres serán objeto de estudio de la presente investigación: alimentación, salud (enmarcada en el contagio por Covid-19) y educación.

Por un lado, dadas las características del mercado laboral peruano, de acuerdo con el Instituto de Estudios Peruanos (IEP) (2020), era de esperarse que, con las medidas de

confinamiento, los hábitos alimenticios de muchas familias se vieran afectados; no obstante, el problema resultó ser mucho mayor a lo esperado. Una encuesta realizada por el IEP (2020) revela que, a nivel nacional, más del 60% de familias entrevistadas redujo la cantidad y la calidad de los alimentos que habitualmente consumía. Asimismo, alrededor del 35% de los encuestados afirmó que, por falta de recursos económicos, en algún momento entre marzo y mayo de 2020, su hogar se quedó sin alimentos.

Por otro lado, el objetivo principal de las medidas de aislamiento y distanciamiento social era contener la propagación del coronavirus. A pesar de ello, el Perú llegó a ser el segundo país de América Latina con más contagios por coronavirus (Pighi, 2020). Una de las razones que explican esta paradoja, según Ñopo (2020), es que el alrededor del 70% de la PEA posee un empleo informal y muchos de ellos dependen del ingreso diario. Teniendo en cuenta este aspecto, y con el consumo alimentario en riesgo, para muchas familias quedarse en casa parecía no ser una opción. En efecto, la agencia española EFE (2020) indica que, en el Perú, fue casi imposible mantener a la ciudadanía trabajando desde sus hogares ya que muchos dependían del trabajo en las calles.

Otro aspecto muy importante para el desarrollo económico y para el bienestar es la educación. La educación posee un rol protagónico en el bienestar ya que es pieza fundamental para el desarrollo y la generación de mejores condiciones de vida (Sen, 1999). Durante la pandemia, debido a las severas medidas adoptadas por el gobierno, todas las instituciones educativas se vieron en la necesidad de cambiar la forma en la que se impartía la enseñanza, pasando abruptamente de lo presencial a lo remoto. Desde el punto de vista de los hogares, la falta de recursos económicos y la brecha digital existente hizo peligrar la continuidad educativa de sus miembros. De acuerdo al INEI (2020a), en 2019, en el ámbito urbano (sin considerar a Lima Metropolitana), solo el 36.1% de los hogares tenía una computadora y únicamente el 35.7% accedía a internet. En este

contexto, según el Ministerio de Educación (MINEDU), a raíz de la pandemia, hasta julio de 2020, alrededor de 230 000 estudiantes de primaria y secundaria dejaron de llevar clases (ComexPeru, 2020). En el mismo sentido, en el Perú, de acuerdo al Banco Mundial (2020), la disminución en la tasa de participación escolar en la educación remota se debió, en gran medida, a la falta de medio para conectarse a clases.

Con un panorama como este y teniendo en cuenta que el Estado es el principal responsable de la protección social, era imprescindible que las autoridades desplieguen esfuerzos para ayudar a la población más golpeada a sostenerse y adquirir los elementos básicos necesarios para substituir a la nueva normalidad, sin tener que poner en riesgo su bienestar. Las transferencias monetarias no condicionadas, también conocidas como bonos, fueron una de las principales herramientas utilizadas por el gobierno peruano para tratar de paliar las implicancias de esta crisis. Las cualidades de este tipo de apoyo a los hogares, de acuerdo con Castillo y Ruiz (2020), radican en que facilitan a las familias mantener el consumo y cumplir con otras obligaciones; asimismo, disminuyen la necesidad de salir a trabajar. De este modo, los tres primeros bonos de emergencia otorgados fueron el *Bono yo me quedo en casa* y el *Bono Rural*, dirigidos a hogares en situación de pobreza y pobreza extrema en el ámbito urbano y rural, respectivamente; y el *Bono Independiente*, orientado a trabajadores independientes en situación de vulnerabilidad.

Toda iniciativa pública debe ser evaluada antes, durante y después de su implementación. La importancia de realizar este proceso radica en que provee información pertinente que facilita el adecuado direccionamiento del presupuesto público, mejora la eficiencia y eficacia del gasto y refuerza la formulación e implementación de las intervenciones (CEPAL, s.f.). En el mismo sentido, Feinstein et al. (2016), señala que la evaluación de políticas públicas es un instrumento de gestión y

decisión que brinda conocimiento para la definición de prioridades y la formulación y establecimiento de estrategias que permitan alcanzar los objetivos sociales.

Manifestada la importancia de evaluar las políticas públicas, surge la pregunta de si los esfuerzos del gobierno lograron sostener el bienestar de los hogares beneficiarios en el contexto del Covid-19. Para el ámbito peruano hay escasos estudios que se ocupan de responder esta interrogante y todos ellos analizan el impacto sobre una única variable. Por ejemplo, el estudio de Quispe (2020) evalúa el impacto de los subsidios monetarios en pandemia sobre el ingreso promedio mensual de los hogares en la ciudad de Puno. En la misma línea, Aldana et al. (2021) se encargan de analizar el impacto de haber recibido un bono (cualquiera de los otorgados en pandemia) sobre el consumo alimentario de los hogares peruanos. Si bien la alimentación y el ingreso son aspectos importantes para el bienestar de un hogar, no son los únicos que pudieron verse afectados por el confinamiento y posiblemente aliviados por las transferencias monetarias. Tal como se manifestó anteriormente, la salud (enmarcada en el contagio por Covid-19) y la educación también son elementos relevantes para el bienestar del hogar que se vieron amenazados por la pandemia.

Por otro lado, como se indicó en párrafos anteriores, los bonos estaban dirigidos a hogares en situación de pobreza y pobreza extrema, a excepción del *Bono independiente* que consideraba la vulnerabilidad. En el Perú, la operacionalización de la pobreza no es un trabajo sencillo ya que, a pesar de estar limitada al aspecto monetario, por dificultades metodológicas, se utilizan dimensiones e indicadores no monetarios para aproximarla (R. M. N° 107-2015-MIDIS, 2015). En este sentido, otra limitación que comparten los estudios antes mencionados es que la elección de las variables que pueden influir en la participación de un hogar en los bonos dirigidos a los pobres no se respalda en un marco

teórico y/o metodológico que señale que efectivamente son adecuadas para dicho propósito.

Una debilidad adicional de las investigaciones mencionadas es que evalúan el impacto de haber recibido cualquiera de los subsidios económicos otorgados. Teniendo en cuenta que cada bono fue orientado a hogares con distintas características, el hecho de no diferenciar qué bono recibió cada familia puede distorsionar los resultados.

En base a lo expuesto, el presente estudio se ocupará de investigar el impacto del *Bono yo me quedo en casa* en un conjunto de variables asociadas al bienestar de los hogares peruanos, a saber, el consumo de alimentos, el contagio por Covid-19 y la asistencia escolar, haciendo uso de la técnica de *Propensity Score Matching*. Asimismo, tomando en consideración que el bono en estudio está dirigido a hogares en condición de pobreza, los resultados obtenidos en la Metodología para la determinación de la Clasificación Socioeconómica serán la base principal sobre la cual se hará la elección de las variables que intervienen en la probabilidad de que un hogar sea beneficiario de la ayuda económica.

Para finalizar esta sección, es necesario mencionar que la distribución y entrega de los bonos estuvo sujeta a críticas. En específico, en el *Bono yo me quedo en casa* hubo problemas en la identificación de beneficiarios debido a la falta de actualización de la información; asimismo, se registraron dificultades para el cobro del mismo por la escasa inclusión financiera y digital (Lagos y Rojas, 2021). En efecto, la Contraloría General de la República (2020) reveló que, en el pago de los primeros 380 soles, alrededor de 70 000 hogares (de aproximadamente 2 700 000 beneficiarios) que no cumplían los requisitos fueron incluidos en el padrón de beneficiarios. Asimismo, aproximadamente 215 000 hogares que cumplían los requisitos fueron excluidos del mismo. Estos cuestionamientos

no socavan la validez del estudio ya que el problema de inclusión es pequeño (en el primer pago, solo alrededor de un 3% de los beneficiarios no eran elegibles) y el problema de exclusión es metodológicamente conveniente. Sin perjuicio de lo expuesto, se señala que la investigación no será completamente ajena a las dificultades mencionadas y las tomará en cuenta para realizar una cuidadosa y adecuada estimación e interpretación de los resultados obtenidos.

1.2. Formulación del Problema

En coherencia con la problemática expuesta, en esta sección se establecen el problema general y los problemas específicos de los que se ocupará la presente investigación.

1.2.1. Problema General

¿Cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre el bienestar de los hogares beneficiarios?

1.2.2. Problemas Específicos

- ¿Cuál fue el impacto *Bono yo me quedo en casa* sobre el consumo de alimentos en los hogares beneficiarios?
- ¿Cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre el contagio por Covid-19 en los hogares beneficiarios?
- ¿Cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre la asistencia escolar en los hogares beneficiarios?

1.3. Determinación de Objetivos

En línea con los problemas general y específicos establecidos en la sección anterior, se plantean los siguientes objetivos de investigación.

1.3.1. *Objetivo General*

Investigar cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre el bienestar de los hogares beneficiarios.

1.3.2. *Objetivos Específicos*

- Analizar cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre el consumo de alimentos en los hogares beneficiarios
- Examinar cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre el contagio por Covid-19 en los hogares beneficiarios
- Evaluar cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre la asistencia escolar en los hogares beneficiarios

1.4. Justificación

En primer lugar, tomando como base la manifestada importancia de evaluar las políticas públicas, una de las lecciones que ha dejado esta pandemia es que los shocks pueden suscitarse de manera abrupta y sumir a los países en crisis profundas con consecuencias permanentes; en este marco, los resultados de una evaluación del impacto de las intervenciones ya realizadas pueden ser una herramienta valiosa para fortalecer la capacidad de respuesta gubernamental ante eventos de esa magnitud. Asimismo, aún después de la suspensión del confinamiento, el gobierno ha continuado otorgando bonos dirigidos a los hogares más pobres y vulnerables, por ejemplo, el Bono Yanapay. En este escenario, la evaluación del impacto de las transferencias ya realizadas vuelve a cobrar relevancia, dado que dicho aprendizaje puede proveer elementos que fortalezcan el diseño de las nuevas intervenciones y reduce el riesgo de seguir implementado acciones que no tienen impacto.

En segundo lugar, la materialización de la presente investigación va a enriquecer el limitado campo de estudios que existen sobre el tema, ocupándose de analizar un mayor número variables que sus referentes. En efecto, dos de las variables consideradas en este estudio (contagio por Covid-19 y asistencia escolar) no han sido analizadas por los referentes peruanos. Asimismo, a diferencia de las investigaciones existentes, la identificación de las variables que influyen en la elegibilidad de un hogar para ser beneficiario del bono en estudio estará respaldada en los resultados obtenidos por la Metodología para la determinación de la Clasificación Socioeconómica, diseñada por el MIDIS para el ámbito peruano. Del mismo modo, es necesario resaltar que los estudios ya existentes recopilaban la información a través de encuestas desarrolladas por los mismos investigadores; en contraste, en el presente estudio se hará uso de la base de datos microeconómica más importante a nivel nacional, la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG) 2020. De esta manera, se superan los sesgos que supone el desarrollo de una nueva encuesta y se incrementa la probabilidad de que los resultados sean válidos para el ámbito nacional.

Finalmente, las cifras oficiales de la Contraloría de la República (2020) revelan que el problema del *Bono yo me quedo en casa* fue más de exclusión (se dejaron de lado a hogares que debieron recibir el bono) que de inclusión (se consideraron como beneficiarios a hogares que en realidad no lo eran). Si bien esta exclusión no debió suceder, su existencia es ventajosa para fines investigativos, dado que garantiza que en el grupo de control se puedan encontrar a familias similares a las del grupo de tratamiento.

1.5. Delimitación del Estudio

La presente investigación se ocupará de analizar el impacto del *Bono yo me quedo en casa* en un conjunto de variables asociadas al bienestar de los hogares peruanos, a saber,

el consumo de alimentos, el contagio por Covid-19 y la asistencia escolar, durante los meses de marzo a junio de 2020.

En primer lugar, se ha elegido como objeto de estudio el *Bono yo me quedo en casa* debido a que fue el primer subsidio monetario y el de más alcance a nivel nacional, sin llegar a ser universal. De acuerdo con el BCRP (2020), con el *Bono yo me quedo en casa*, en cada una de sus entregas, se proyectó alrededor de 2 700 000 hogares beneficiarios. Por otro lado, el *Bono Rural* y el *Bono Independiente* buscaron brindar protección económica a 1 000 000 y 780 000 hogares, respectivamente (BCRP, 2020).

En segundo lugar, en términos de espacio, el estudio se realizará para los hogares del ámbito urbano a nivel nacional. Se considera únicamente al ámbito urbano debido a que, por disposición del Ministerio de Salud (MINSA), el bono en estudio se centró en proteger a los hogares en las áreas con mayor riesgo sanitario. De acuerdo con la Defensoría del Pueblo (2020) y Aldana et al. (2021), este aspecto provocó que el bono se focalizara en los hogares del ámbito urbano por la mayor densidad poblacional; en efecto, el MIDIS (2020) calificó a este subsidio como un bono urbano. Asimismo, a razón de esta limitación, el estado tuvo que otorgar un bono rural.

En tercer lugar, en relación al carácter temporal, se ha establecido como horizonte de estudio los meses de marzo a junio de 2020. La razón que soporta esta elección es que el subsidio monetario en análisis se comenzó a otorgar a finales de marzo de dicho año y la base de datos a utilizar permite discernir entre los hogares que fueron entrevistados antes y durante el estado de emergencia. Por otro lado, este apoyo nació como una medida excepcional y única que buscaba aliviar económicamente a las familias peruanas más afectadas por la paralización de sus actividades económicas; teniendo en cuenta que, en el Perú, más del 70% de la población depende de la economía informal, es razonable

suponer que la ayuda económica fue utilizada de inmediato. A pesar de esta necesidad inmediata, hubo demoras en el cobro del mismo debido a la falta de inclusión financiera y digital de la población. En este marco, se decide que el horizonte temporal de estudio finalice en junio de 2020 debido a que, a finales de dicho mes se registra que alrededor del 90% de los hogares considerados beneficiarios en cada una de las entregas ya había recibido el apoyo (MIDIS, 2020). Asimismo, el 30 de junio del 2020 se aprueba el inicio de la Fase 3 de reanudación de actividades económicas que reactiva, entre otros, todas las actividades relacionadas a la agricultura, construcción y comercio. En este contexto, el empleo comienza a mostrar señales de recuperación, al igual que el ingreso de los hogares. De este modo, ampliar el horizonte más allá de junio, podría distorsionar los resultados.

Finalmente, la elección de las variables asociadas al bienestar (consumo de alimentos, contagio por Covid-19 y asistencia escolar) reposa en dos pilares: i) Una intersección entre las dimensiones e indicadores de la literatura del bienestar, los impactos socioeconómicos de la crisis del Covid-19 y las dimensiones e indicadores usadas en los antecedentes y ii) convenientemente, según la información disponible en la ENAHO 2020.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Bases Teóricas

La presente investigación está orientada a evaluar el impacto de una política pública, en un contexto de crisis, sobre algunas variables asociadas al bienestar de los hogares peruanos. En ese sentido, en primer lugar, se debe entender cuál es el rol del Estado en la protección de los pobres y vulnerables. Para ello, se parte de la definición de protección social, se continúa situando el papel que cumple el gobierno en esta protección y, dado el periodo particular del que se ocupa este estudio, se hace mención especial a su rol en tiempos de crisis.

En segundo lugar, se estudia el bienestar. Se inicia con una noción de su significado y su relación con la pobreza, se prosigue exponiendo las distintas dimensiones e indicadores que puede comprender y se concluye resaltando la necesidad de entenderlo como un elemento multidimensional en el marco de las políticas públicas.

En tercer lugar, el foco se dirigirá a la columna vertebral de este estudio: la evaluación de impacto. Se comienza con su definición, se continúa describiendo los desafíos más relevantes y las medidas de interés de este tipo de análisis y se culmina señalando algunas de las técnicas de evaluación de impacto más importantes que existen.

2.1.1. *Protección Social*

En el año 2000, la Comisión de Desarrollo Social de las Naciones Unidas definió la protección social como un conjunto de iniciativas públicas y privadas orientadas a proteger a las familias ante la falta o reducciones notables de los ingresos laborales y garantizar el acceso a servicios de salud y vivienda. Dichas iniciativas no se focalizaban solo en los más pobres, sino también en aquellos que, no siendo pobres, son vulnerables (Naciones Unidas, 2000).

Con el paso de los años este concepto se fue ampliando y ya no solo se centra en la salud, ingresos y vivienda sino también en la educación y la universalización del trabajo decente. Así lo señalan Cecchini y Martinez (2011): las iniciativas que forman parte de la protección social persiguen tres objetivos: i) asegurar un nivel de ingreso mínimo permanente; ii) facilitar el acceso a servicios sociales (salud, educación y vivienda); y iii) promover el trabajo decente.

Cecchini et al. (2015) brindan una definición más completa y coherente con los objetivos mencionados, sosteniendo que la protección social es un concepto que involucra a todas aquellas medidas orientadas a garantizar los recursos necesarios para alcanzar niveles de bienestar y vida dignos¹ y avanzar en materia de inclusión. Asimismo, la reconocen como una política central para lograr la óptima realización de los derechos económicos y sociales de la población, reconocidos internacionalmente. Por su parte, la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO) (2015) indica que las intervenciones que forman parte de la protección social son claves para enfrentar los riesgos y vulnerabilidades y luchar contra la pobreza y pobreza extrema. Del mismo modo, la Organización Internacional del Trabajo (OIT) (2017) sostiene que “la protección social es el conjunto de políticas y programas diseñados para reducir y prevenir la pobreza y la vulnerabilidad en todo el ciclo de vida” (pag.2).

Con el propósito de presentar una idea clara y precisa del significado y campo de acción de la protección social, es necesario remarcar que está fuertemente vinculada a las políticas de promoción social y sectorial; no obstante, no son lo mismo. Mientras que la protección social se enfoca en garantizar el acceso a un nivel de bienestar socioeconómico

¹ Los niveles de vida dignos se traducen en acceso a trabajo decente, salario básico y servicios sociales (Cecchini, Holz y Soto, 2021)

mínimo para todos los miembros de una sociedad, las políticas de promoción social y sectorial se orientan a potenciar el capital humano y propiciar el desarrollo del mismo a través de una gestión más especializada (Cecchini y Martinez, 2011).

2.1.1.1 El Rol del Estado en la Protección Social. La protección social puede generarse desde diversas fuentes (familias, mercado, organizaciones sociales y Estado); no obstante, la responsabilidad central recae sobre el Estado, quien es el encargado de velar por el cumplimiento de los derechos económicos, sociales y culturales (Cecchini y Martinez, 2011). En el mismo sentido, Cecchini et al. (2015) colocan al Estado como eje central del bienestar social señalando que los regímenes de bienestar son la interacción de un esquema de producción de riesgos y la capacidad estatal para proteger a la población de los mismos, entendiendo como riesgos no solo a eventos aleatorios, sino también a distintas situaciones recurrentes en donde se observan brechas y vulnerabilidades sociales asociadas a características como el género, nivel educativo, clase social, etc. Por ejemplo, se observa que la informalidad laboral es un fenómeno que afecta principalmente a las personas con menos nivel educativo.

De esta manera, teniendo al Estado como principal responsable, se pueden identificar tres componentes de la protección social: no contributivo (asistencia social); contributivo (seguridad social) y regulación del mercado laboral (Cecchini y Martinez, 2011).

A continuación, se profundiza en la definición de cada uno de estos componentes:

- **No contributivo:** Principalmente orientado a hogares en condiciones de pobreza y/o vulnerabilidad e independientes de la trayectoria laboral, se puede definir como el conjunto de asignaciones monetarias y/o en especie financiadas a partir de impuestos generales. Es principalmente utilizado en países con altos niveles de informalidad y pobreza, en donde los seguros sociales no son suficientes para

proteger a toda la población (Bertranou, Solorio y Van Ginneken, 2002). De acuerdo con Grosh et al. (2008), el objetivo principal de estas herramientas es proporcionar un ingreso mínimo que evite que los beneficiarios y sus dependientes caigan en situación de pobreza o se sumerjan más en ella.

- **Contributivo:** Son el conjunto de asignaciones monetarias y/o en especie que provienen de las contribuciones del beneficiario producto de su vínculo laboral con alguna organización formal. Su objetivo es proteger y asegurar un nivel de vida digno para el trabajador y sus dependientes, tanto en su etapa laboral activa como inactiva (Cecchini y Martinez, 2011). En la misma línea, Fernández et al. (2013) indican que el eje contributivo de la protección social está orientado a la protección del trabajador y su familia ante un posible desempleo producido por enfermedad, discapacidad, edad, entre otros.
- **Regulación del mercado laboral:** Abarcan el conjunto de normativas y estándares que promulgan el trabajo en condiciones decentes. Como ejemplo de este tipo de protección social, el Banco Mundial (2001) hace referencia a las leyes sobre salarios mínimos, edad mínima para el trabajo, formalización de relaciones laborales, no discriminación laboral, entre otros. Por su parte, la CEPAL (2010) involucra dentro de este grupo a las políticas de inserción laboral de grupos vulnerables (mujeres, pueblos indígenas, discapacitados, entre otros). En este contexto, Cecchini (2019) señala que no basta con generar empleo sino se debe garantizar que este sea correctamente remunerado y se ejerza respetando la libertad, la seguridad y la dignidad humana.

Siguiendo con los componentes de la protección social, dentro de cada uno de ellos se pueden clasificar distintas herramientas gubernamentales. La Tabla 1 presenta dicha información.

Tabla 1*Herramientas gubernamentales asociadas a los componentes de la protección social*

Componentes de la Protección Social		
No contributivo (asistencia social)	Contributivo (seguridad social)	Regulación del mercado laboral
* Transferencias de ingresos (efectivo o en especie)	* Pensiones	* Normativa y supervisión de estándares laborales orientados a promover y proteger el trabajo decente
* Pensiones no contributivas	* Seguros de desempleo	
* Subsidios al consumo	* Seguros de salud	
* Promoción y acceso a servicios sociales existentes	* Licencias	

Nota: Adaptado de *Protección social inclusiva en América Latina: una mirada integral, un enfoque de derechos* (p. 146), por S. Cecchini y R. Martínez, 2011, CEPAL (<https://hdl.handle.net/11362/2593>)

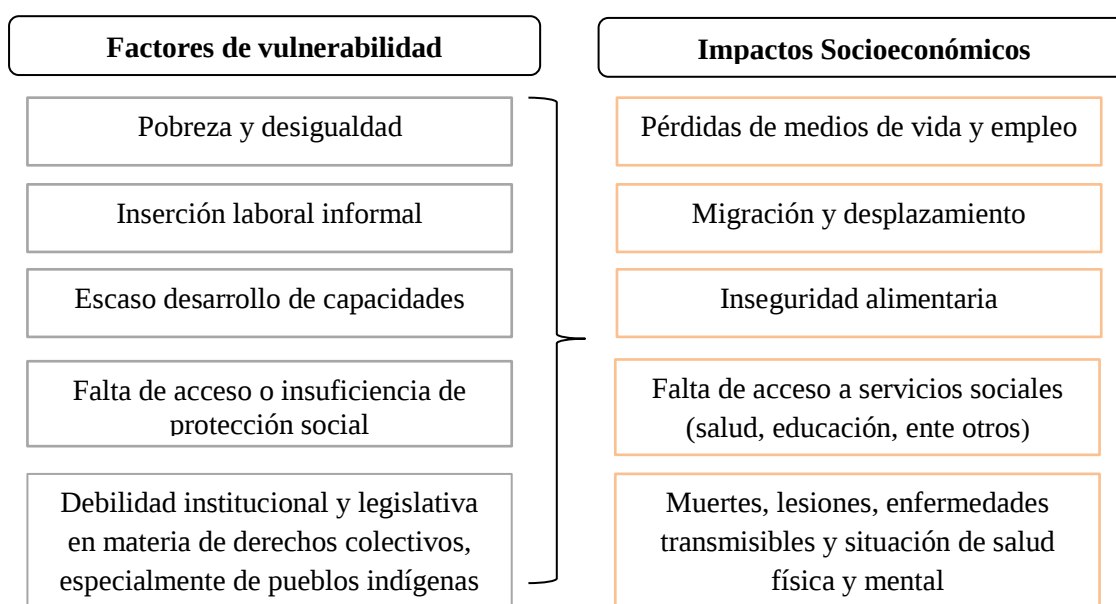
2.1.1.2 Protección Social en Tiempos de Crisis. Desde económicas, sociales, sanitarias (como el Covid-19) o incluso una combinación de ellas, las crisis pueden ser de diversas índoles. No obstante, debido a las características y condiciones preexistentes, todas ellas se caracterizan por tener un impacto mayor en la población pobre y los grupos vulnerables (mujeres, niños, personas con discapacidad, adultos mayores, pueblos indígenas, trabajadores informales, entre otros) (Cecchini y Martínez, 2011). En apoyo a lo mencionado, en el caso específico de crisis económicas, Grosh et al. (2008) sostienen que, debido al aumento del desempleo, la caída en los salarios, el incremento en el precio de bienes necesarios, entre otros, la población pobre y vulnerable es la más afectada.

En términos generales, ante escenarios de desastres, Cecchini, Holz y Soto (2021) identifican una serie de factores que incrementan la vulnerabilidad de la población y señalan los posibles impactos socioeconómicos que supone la materialización de un desastre. Dejando de lado a los desastres naturales, la Figura 1 presenta algunos de los

factores más relacionados con contextos de crisis identificados por los autores mencionados, así como sus potenciales impactos socioeconómicos.

Figura 1

Factores de vulnerabilidad asociados con contextos de crisis y sus posibles impactos socioeconómicos.



Nota: Adaptado de *Gestión e institucionalidad de las políticas sociales para la igualdad en América Latina y el Caribe* (p. 163), por S. Cecchini, R. Holz y H. Soto de la Rosa, 2021, CEPAL (<https://hdl.handle.net/11362/47456>)

Los impactos socioeconómicos presentados también pueden traer consecuencias más a largo plazo; en efecto, Grosh et al. (2008) sustentan que las pérdidas de empleo, la falta de acceso a los servicios sociales, los deterioros en la salud, entre otros, producen pérdidas irreparables de capital humano y social, lo que, a su vez, debilita el crecimiento y desarrollo de una economía.

Teniendo en cuenta los factores de vulnerabilidad, así como las potenciales consecuencias de una crisis, es razonable afirmar que la protección social juega un rol muy importante antes, durante y después de la ocurrencia de un shock ya que, al garantizar

niveles de vida dignos, reducen las fuentes de vulnerabilidad, facilitan el manejo de los riesgos y refuerzan la capacidad de recuperación (Cecchini, Holz y Soto, 2021).

En esta línea, Robles y Rossel (2021) mencionan que los objetivos de la protección social en contextos de crisis se sostienen en tres ejes: i) Garantías de bienestar básicas para la vida, ii) protección a las personas y familias ante los riesgos, y iii) compensación de daños provenientes de estos riesgos u otros problemas sociales.

En este marco, desde la postura de Cecchini y Martinez (2011), durante las etapas de crisis, para mantener el bienestar y proteger a las familias de los distintos riesgos, se debe apelar a las redes de seguridad, las cuales, según Grosh et al. (2008), comprenden únicamente a las herramientas ligadas al componente no contributivo de la protección social y están orientadas a proteger tanto a los vulnerables, para evitar que caigan en la pobreza, como a los pobres, para evitar que se sumerjan más en ella. Bajo la misma perspectiva, los autores señalan que estas redes de seguridad unifican las políticas de protección ya existentes con iniciativas temporales, éstas últimas a razón de incluir a aquellos que no poseen las herramientas o recursos para hacer frente de manera autónoma a las implicancias de una crisis, así como a los que no son beneficiarios de las políticas existentes (Cecchini y Martinez, 2011; Grosh et al., 2008).

Siguiendo a Grosh et al. (2008), las herramientas usuales involucradas en las redes de seguridad son transferencias monetarias condicionadas o no condicionadas, transferencias en especie, subsidios a los precios de los productos básicos y exenciones o suspensiones de los servicios básicos.

Finalmente, tomando como base los factores de vulnerabilidad identificados previamente, es necesario remarcar que los países de América Latina, debido a los grandes y profundos problemas de desigualdad, pobreza, informalidad, entre otros

(Cecchini y Martinez; 2011), son altamente vulnerables a los periodos de crisis. Asimismo, como consecuencia de la débil cobertura y articulación de los programas de protección social existentes en la región (Robles y Rossel, 2021) y la alta informalidad del mercado laboral, las iniciativas temporales no contributivas se configuran como la principal herramienta de los gobiernos para hacerle frente a las consecuencias de un shock. En efecto, eso es lo que sucedió durante la crisis sanitaria, económica y social provocada por el Covid-19. Esta situación se ilustrará de manera más detallada en la sección referida al contexto.

2.1.2 Bienestar

Tal como se expuso en el apartado anterior, la protección social en tiempos de crisis se orienta, en términos generales, a salvaguardar el bienestar de las personas y familias ante las distintas amenazas y riesgos. En este marco, es necesario precisar qué entendemos por bienestar.

Manfredi y Actis Di Pasquale (2017), Morrison (2019) y Voukelatou et al. (2021) sostienen que, para hablar de bienestar, entre otros aspectos, es necesario tener en cuenta que este se puede abordar desde dos puntos de vista: el objetivo, que hace referencia a las condiciones materiales de vida y el subjetivo, que comprende las percepciones de los individuos sobre dichas condiciones.

Para efectos de la presente investigación, se tendrá en cuenta únicamente el enfoque objetivo, que es el que ha dominado en los últimos años y ha servido de base para la construcción de distintos índices reconocidos internacionalmente, tales como el Índice de Desarrollo Humano, el Índice Better Life de la OCDE (Western y Tomaszewski, 2016) e incluso los Índices de Pobreza Multidimensional.

Bajo esta perspectiva, por un lado, tal como lo indica Voukelatou et al. (2021), es muy osado tratar de brindar una definición exacta de bienestar objetivo (en adelante, bienestar) dado que es una noción ligada a la multidimensionalidad que, según Veenhoven (2000), implica la existencia de un conjunto de estándares que representan un buen nivel de vida. En este sentido, la mejor opción es enfocarse en las dimensiones que componen este bienestar (Voukelatou et al., 2021).

Por otro lado, la noción de bienestar está fuertemente ligada a la de pobreza. En efecto, Altimir (1979) señala que el trabajo de determinar si alguien es pobre o no se centra en la identificación de niveles mínimos de bienestar. Por su parte, Ponce (2018) afirma que la definición de pobreza gira en torno al hecho de que una persona u hogar no pueda alcanzar un mínimo nivel de vida, lo que, a su vez, se traduce en un mínimo nivel de bienestar. Asimismo, según lo establecido en la R. M. N° 151-2016-MIDIS (2016), la falta de satisfacción de necesidades elementales se traduce en la ausencia del bienestar lo que, a su vez, es lo que se conoce como pobreza. En la misma línea, desde la visión de pobreza multidimensional, la CEPAL (2013) y Villatoro (2017) mencionan que las dimensiones e indicadores que componen la pobreza son, en realidad, aspectos que reflejan el bienestar de un hogar. De igual forma, el hecho de que un hogar sea pobre en una determinada dimensión implica que está privado del bienestar en la misma (Bourguignon y Chackravarty, 2002; Tsui, 2002 citado en Alkire y Santos, 2010).

A la luz de lo expuesto, y siguiendo las investigaciones de Alkire y Foster (2008, 2009); Alkire y Santos (2010); Decancq y Lugo (2010); Villatoro (2017); Villatoro y Santos (2019); Gallardo (2020); Gallardo et al. (2021); entre otros, el presente estudio abordará el concepto de bienestar de los hogares desde la visión de pobreza multidimensional y, para efectos metodológicos, las dimensiones e indicadores que componen la pobreza serán tratadas como dimensiones e indicadores de bienestar.

Establecida esta noción, el siguiente paso es preguntarse ¿qué dimensiones e indicadores comprende la pobreza? Para responder esta interrogante, se abre paso a la siguiente sección.

2.1.2.1 Dimensiones e Indicadores del Bienestar de un Hogar. Actualmente, el mundo está de acuerdo con el hecho de que la pobreza (y, por ende, el bienestar) es multidimensional (CEPAL, 2013); no obstante, aún no se ha llegado a un consenso sobre las dimensiones e indicadores que la componen (CEPAL, 2014). Es más, probablemente el consenso, al menos a nivel internacional, nunca se alcance, porque, tal como lo indican Feres y Villatoro (2012), es posible que no haya una lista definitiva ni de dimensiones ni de indicadores que se adecúe a todos los contextos. Asimismo, Cortes (2014) sostiene que para definir la pobreza es necesario que la sociedad tenga en cuenta sus propios objetivos respecto a la misma. Del mismo modo, la investigación de Narayan y Patel (2000) revela que, en función del contexto y las vivencias, el bienestar puede ser asociado con diversos conjuntos de factores.

Con base en lo expuesto, se puede deducir que hay un amplio abanico de posibles dimensiones e indicadores orientados a reflejar la pobreza. No obstante, con el propósito de mantener el foco de la investigación, y siguiendo las corrientes actuales que tienen como objeto de estudio al hogar, se expondrán únicamente las dimensiones e indicadores propuestos en las métricas más usadas actualmente, a saber, el Índice de Pobreza Multidimensional Global (IPM-G) y sus variaciones para América Latina.

Finalmente, en el mismo sentido, dado que en el Perú no existe un Índice de Pobreza Multidimensional oficial, se mencionará, desde la postura de los programas sociales, la forma en la que se la que se pueden identificar algunas dimensiones e indicadores de la pobreza.

- Índice de Pobreza Multidimensional Global (IPM-G)

En el 2010, desde la Iniciativa en Pobreza y Desarrollo Humano de la Universidad de Oxford (OPHI), se dio a conocer el Índice de Pobreza Multidimensional Global. Su objetivo es proporcionar una medida internacional comparable de pobreza multidimensional aguda² para 105 países en vías de desarrollo (OPHI, 2018).

Tomando como referencia la última actualización del índice, realizada el 2018, la Tabla 2 presenta la lista de dimensiones e indicadores usados en su construcción.

Tabla 2

Dimensiones e indicadores del IPM Global

Dimensiones	Indicadores
Salud	Nutrición
	Mortalidad infantil
Educación	Años de escolaridad
	Asistencia a la escuela
	Combustible para cocinar
	Saneamiento
	Agua potable
Estándar de vida	Electricidad
	Vivienda (Materiales del piso, techo y paredes)
	Bienes durables

Nota: Adaptado de *Global Multidimensional Poverty Index 2018: The Most Detailed Picture To Date of the World's Poorest People* (p.5), por Oxford Poverty and Human Development Initiative, 2018, University of Oxford (https://ophi.org.uk/wp-content/uploads/G-MPI_2018_2ed_web.pdf)

²Relacionada al alcance simultáneo de los estándares mínimos internacionales en indicadores de funcionamientos básicos (nutrición, educación, agua, entre otros) y otros como la mortalidad infantil, saneamiento, combustible, vivienda, etc. Alkire et al. (2018).

- Índice de Pobreza Multidimensional CEPAL

En el 2014, la CEPAL presentó una variación del IPM-G, ajustando algunas dimensiones e indicadores a la realidad latinoamericana en su conjunto. La Tabla 3 exhibe las dimensiones e indicadores usados en este índice.

Tabla 3

Dimensiones e indicadores del IPM-CEPAL para países de América Latina

Dimensiones	Indicadores
Vivienda	Precariedad de los materiales de la vivienda Hacinamiento Tenencia insegura de la vivienda
Servicios Básicos	Carencia de fuentes de agua mejorada Carencia de saneamiento mejorado Carencias de energía (electricidad y combustible para cocinar)
Estándar de vida	Insuficiencia de recursos (ingreso per cápita) Carencia de bienes duraderos
Educación	Inasistencia a la escuela Rezago escolar Logro educativo insuficiente
Empleo y protección social	Desocupación Precariedad de la protección social

Nota: Adaptado de *Panorama Social de América Latina 2014* (p. 19), por CEPAL, 2014 (https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/37626/6/S1420729_es.pdf)

- Índices de Pobreza Multidimensional de países latinoamericanos

Inspirados en el IPM Global y de la mano de la OPHI, muchos países comenzaron a elaborar sus propios índices de pobreza multidimensional, ajustando las dimensiones e indicadores a las características propias de su contexto y a su disponibilidad de datos. La Tabla 4 muestra algunas de las dimensiones e indicadores que componen los Índices de Pobreza Multidimensional en 10 países de América Latina: Chile, Colombia, Costa Rica, Ecuador, El Salvador, Guatemala, Honduras, México, Panamá y República Dominicana.

Tabla 4

Dimensiones e indicadores del IPM de países de América Latina

Dimensión ^a	Indicador ^b	País									
		Chile	Colombia	Costa Rica	Ecuador	El Salvador	Guatemala	Honduras	México	Panamá	República Dominicana
Educación											
	Bajo logro educativo	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
	Cuidado infantil		X	X		X	X				X
	Inasistencia escolar	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
	Rezago escolar	X	X	X		X	X		X	X	X
Salud											
	Falta de atención médica	X	X		X		X			X	
	Inseguridad alimentaria					X	X		X		X
Seguridad Social											
	Población no afiliada a pensiones	X		X	X	X		X	X		
	Población no afiliada a seguro de salud	X	X	X		X			X		X
	Población sin jubilaciones	X		X					X		
Servicios Básicos											
	Falta de acceso a agua potable	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
	Saneamiento inadecuado	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
	Carencia de Electricidad /Tipo de combustible			X			X	X	X	X	X
	Inadecuada recolección de basura			X	X		X			X	
	Falta de acceso a internet			X						X	X
Trabajo											
	Desempleo	X	X	X	X	X		X		X	X
	Trabajo infantil	X		X	X	X	X	X			X
	Subempleo e inestabilidad	X		X	X	X	X			X	
Vivienda											
	Materiales de la vivienda	X	X	X		X	X	X	X	X	
	Hacinamiento	X	X	X	X	X	X	X	X	X	

Nota: Los datos fueron obtenidos de Clausen (2019); Mancero (2017) y Villatoro (2017).

^a Las dimensiones no son uniformes entre los países, para efectos de orden se han denominado del modo en el que se exponen. ^b Los indicadores en cada país no necesariamente se agrupan en la dimensión que se muestra. Se consideraron únicamente los indicadores usados por tres o más países.

- Medición de pobreza en el Perú

Tal como se mencionó anteriormente, en el Perú aún no se ha logrado construir, de manera oficial, un Índice de Pobreza Multidimensional. En consecuencia, la pobreza monetaria (determinada a través de la comparación del gasto con la línea de pobreza) sigue siendo la métrica más utilizada para aproximar el bienestar de los miembros de un hogar. Esta situación se configura como una limitación para la correcta identificación y selección de hogares beneficiarios de políticas públicas dirigidas a los más pobres, ya que, entre otros aspectos, debido a la alta informalidad, los indicadores monetarios no suelen ser estables y están sujetos a errores de medición (R. M. N° 107-2015-MIDIS, 2015).

Para superar las dificultades mencionadas, pero sin dejar de lado el plano monetario, en el 2010, se crea la Metodología del Cálculo del índice de Focalización de Hogares, y se reemplaza en el 2015 por la Metodología para la Determinación de la Clasificación Socioeconómica (R. M. N° 107-2015-MIDIS, 2015). Ambos métodos se ocupan, entre otros, del cálculo Índice de Focalización de Hogares (IFH), que tiene por objeto aproximar la pobreza monetaria usando atributos no monetarios que son, razonablemente, más estables y precisos.

A partir del último marco metodológico, en el 2016, para el ámbito urbano, se identifican las dimensiones e indicadores no monetarios que aproximan la pobreza monetaria de los hogares peruanos. La Tabla 5 expone dicha información.

Tabla 5

Dimensiones e indicadores no monetarios asociados a la pobreza monetaria de los hogares peruanos en el área urbana

Dimensiones	Indicadores
Vivienda	Ratio de hacinamiento
	Material del piso
	Material del techo
	Material de las paredes
Servicios	Combustible usado para cocinar
	Abastecimiento de agua
	Conexión de los servicios higiénicos
	Tipo de alumbrado
Bienes	Bienes per-cápita
	Bienes focalizados per-cápita ^a
	Bienes en el hogar
	Licuada
Población	Refrigeradora/congeladora
	Años de educación de mayores de edad
	Idioma del jefe del hogar
	Ocupación del jefe del hogar
	Estado civil del jefe del hogar

Nota: Adaptado de R. M. N.º 184-2019-MIDIS (Anexo 2), por MIDIS, 2019 (https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/356413/RM_184_2019MIDIS.pdf?v=1567007883)

^a Incluye DVD, licuada, refrigeradora/congeladora, cocina a gas, teléfono fijo, plancha eléctrica, lavadora, computadora, horno microondas, internet, cable y celular (L. León, comunicación personal, 29 de diciembre de 2022)

Cabe resaltar que los indicadores señalados son susceptibles de modificarse en el tiempo, ya que, tal como se indica en la R. M. N.º 107-2015-MIDIS (2015), la sociedad puede sufrir cambios demográficos, sociales y económicos que, entre otros, modifican las condiciones de vida de la población.

De este modo, queda claro que no se puede hablar de las dimensiones e indicadores del bienestar de un hogar de manera determinística ni en términos de espacio ni de tiempo y, constantemente, se enfrenta el desafío de identificarlos.

2.1.2.2 Bienestar Multidimensional y Políticas Públicas. Para finalizar la sección de bienestar, dado que el presente estudio no se centrará en una sola variable, sino

en un conjunto de variables asociadas al bienestar de un hogar, es necesario destacar brevemente la importancia de una visión multidimensional de bienestar en las políticas públicas.

Tomando como referencia a la CEPAL (2013), las políticas públicas orientadas a los más pobres usualmente están enfocadas en mantener y/o mejorar distintos aspectos del bienestar, como la alimentación, la salud, la educación, la vivienda, entre otros. En efecto, un ejemplo que soporta esta afirmación son las propias iniciativas de protección social que, como se evidenció en párrafos anteriores, están orientadas a garantizar niveles mínimos de bienestar en varias dimensiones. En la misma línea, Fukuda-Parr (2006) menciona que, desde la postura de las políticas públicas, la lucha contra la pobreza debe ser ejercida desde la visión multidimensional; esta idea también está prescrita en la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible de la ONU (Bonfiglio et al., 2019).

Una de las razones detrás del interés por la multidimensionalidad es que los aspectos que comprende la pobreza crean sinergias entre sí. Por ejemplo, según Sen (citado en Banco Interamericano de Desarrollo, 2001) una mujer con mayor nivel educativo es más probable que tenga un trabajo mejor remunerado, un mejor estado de salud para ella y su familia, y mejor control sobre su fertilidad. De igual forma, Beytía (2016) menciona que la pobreza tiene una dinámica interna ya que las privaciones en el bienestar no trabajan de manera independiente, sino que se vinculan y refuerzan entre sí. Asimismo, Herrera (2017) reconoce que existen interacciones entre las distintas dimensiones del bienestar y resalta la necesidad de tenerlas en cuenta.

Un estudio empírico que soporta las afirmaciones anteriores es el de Poza y Fernández (2011), quienes demuestran que las distintas dimensiones que componen la pobreza no

actúan de manera independiente sobre la misma sino, también, a través de la interacción entre ellas.

En base a lo expuesto, se concluye que usar solo un indicador de bienestar para evaluar el impacto de una política pública orientada a los pobres resultaría en una visión muy limitada.

2.1.3. Evaluación de Impacto

2.1.3.1. Definición. La evaluación de impacto está fuertemente ligada a la noción de causalidad (Fougère y Jacquement, 2019; Gertler et al., 2016). Sabiendo que correlación no es lo mismo que causalidad y a través de diversos ejemplos, Neal (2020) sostiene que la causalidad gira sobre el hecho de poder identificar y sustentar, con la mayor seguridad posible, la magnitud en la que los cambios en una variable están exclusivamente provocados por cambios en otra variable. Bajo este marco, de acuerdo con Fougère y Jacquement (2019), la evaluación de impacto es un esquema de observación e investigación que garantiza que las diferencias estimadas en determinadas variables de interés (o variables de resultado) son causadas principalmente por una intervención o programa implementado. Dichas diferencias se configuran como los efectos causales o impactos de la intervención (Gertler et al., 2016).

Establecida esta definición, la pregunta que surge es ¿cómo se determinan los impactos? Para dar respuesta a este cuestionamiento, se prosigue con las siguientes secciones.

2.1.3.2. El problema del Contrafactual y el Balance de Grupos. En esta sección, sobre la base de los escritos de Imbens y Rubin (2015), Hernán y Robins (2020) y Neal (2020), se desarrollará la primera aproximación a la medición de los impactos de una intervención y los problemas que se pueden encontrar.

Imagine que una persona está evaluando la posibilidad de participar en un tratamiento que le ofrece mejorar un determinado aspecto de su vida. Bajo esta perspectiva, se define la variable dicotómica D_i :

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{si la persona } i \text{ participa del tratamiento} \\ 0 & \text{si la persona } i \text{ no participa del tratamiento} \end{cases}$$

Cabe resaltar que el término tratamiento involucra cualquier tipo de intervención, programa, política o experimento que se pueda imaginar.

Asimismo, la variable de resultado (Y) será el aspecto de la vida de la persona (medido de alguna forma) que el tratamiento le ofrece mejorar. En este marco se definen los siguientes resultados potenciales:

$$Y_i = \begin{cases} Y_i^1 & \text{resultado potencial de la persona } i \text{ con tratamiento} \\ Y_i^0 & \text{resultado potencial de la persona } i \text{ sin tratamiento} \end{cases}$$

Formalmente, de acuerdo con Hernán y Robins (2020), los resultados potenciales hacen referencia a que, en función la exposición al tratamiento, cualquiera de las dos situaciones finales planteadas podría ser susceptible de observarse. En otras palabras, es un análisis que indica el resultado que se obtendría si el individuo estuviera expuesto o no al tratamiento.

El establecimiento de los resultados potenciales es imprescindible para hallar el efecto causal. Así lo sostienen Imbens y Rubin (2015), a través las siguientes afirmaciones:

- El efecto causal depende de los resultados potenciales, mas no de cuál de ellos se materialice.
- El efecto causal es un resultado posterior al tratamiento que se deriva de la comparación de los resultados potenciales, para la misma unidad de estudio y en el mismo momento del tiempo.

En base a lo expuesto, y tomando como referencia a Neal (2020), si se quisiera evaluar el efecto causal del tratamiento sobre la variable de resultado solo para la persona “ i ”, se debería hallar el Efecto del Tratamiento Individual (ITE, por sus siglas en inglés), definido como:

$$ITE_i = Y_i^1 - Y_i^0 \dots (1)$$

Observe que la ecuación planteada, tal como lo indican Imbens y Rubin (2015), compara los resultados potenciales para la persona “ i ”.

A pesar de su simpleza, el ITE refleja el problema fundamental de la inferencia causal o problema del contrafactual: para cada individuo en particular no se pueden materializar ambos resultados potenciales; es decir, cada individuo puede recibir o no el tratamiento, pero no las dos cosas al mismo tiempo; en este sentido, solo uno de los resultados potenciales es el que se logrará observar (Imbens y Rubin, 2015). Aquellos resultados potenciales que no se llegan a materializar son conocidos como contrafactuales (Neal, 2020).

En base a lo expuesto y tomando en consideración la segunda afirmación señalada por Imbens y Rubin (2015), no es posible estimar efectos causales sobre una sola observación. Para superar esta dificultad, explotando el hecho de que las intervenciones suelen estar dirigidas, no a una sola persona, sino a un conjunto de personas que pueden o no recibir el tratamiento (Gertler et al., 2016), el interés se redirige al efecto promedio de tratamiento (ATE, por sus siglas en inglés) (Hernán y Robins, 2020).

De acuerdo con Neal (2020), el ATE se define del siguiente modo:

$$ATE = E(Y_i^1 - Y_i^0) = E(Y_i^1) - E(Y_i^0) \dots (2)$$

En esta ecuación, nuevamente se encuentra el problema fundamental de la inferencia causal dado que no se podrán observar los resultados contrafactuales para cada individuo. Sin embargo, aprovechando el hecho de que las intervenciones se orientan a un conjunto de personas, de las cuales, algunas recibirán el tratamiento y otras no, se podrían formar dos grupos: el grupo de tratamiento, conformado por aquellas personas que efectivamente reciben el tratamiento ($D_i = 1$, para todo “ i ” dentro de este grupo); y el grupo de control ($D_i = 0$, para todo “ i ” dentro de este grupo), conformado por aquellas personas que no reciben el tratamiento. Con estos grupos, y bajo cierto supuesto, se podría señalar que el ATE (ecuación 2) es igual a:

$$E(Y_i^1 | D_i = 1) - E(Y_i^0 | D_i = 0) \dots (3)$$

Note que esta ecuación ya no posee el problema del contrafactual, dado que tanto el primer término (resultado potencial promedio de recibir el tratamiento dado que se recibió el tratamiento) como el segundo término (resultado potencial promedio de no recibir el tratamiento dado que no se recibió el tratamiento), representan a los resultados que efectivamente se van a observar, pero para distintos individuos.

Ahora bien, dado que la comparación se realiza entre distintos individuos, tal como se mencionó líneas arriba, para poder afirmar que la ecuación 3 representa el efecto causal se debe cumplir un supuesto: que los grupos estén balanceados; es decir, que sean comparables.

Para Neal (2020), el hecho de que los grupos sean comparables implica que, el resultado potencial promedio de recibir el tratamiento debe ser el mismo tanto para el grupo de tratamiento como para el grupo de control; la misma lógica se aplica para el resultado potencial promedio de no recibir el tratamiento.

Formalmente, esta afirmación se traduce en:

$$E(Y_i^1 | D_i = 1) = E(Y_i^1 | D_i = 0) = E(Y_i^1) \dots (4)$$

$$E(Y_i^0 | D_i = 0) = E(Y_i^0 | D_i = 1) = E(Y_i^0) \dots (5)$$

En palabras más sencillas, estas ecuaciones implican que los resultados potenciales son independientes de la exposición al tratamiento. Si esto se cumple, se establece que:

$$E(Y_i^1 | D_i = 1) - E(Y_i^0 | D_i = 0) = E(Y_i^1) - E(Y_i^0) = ATE \dots (6)$$

En este punto, es razonable preguntarse ¿cómo se garantiza que la comparabilidad entre grupos se cumpla? Para ello, en primer lugar, es importante notar que $E(Y_i^0 | D_i = 1)$ y $E(Y_i^1 | D_i = 0)$ son contrafactuales, ya que representan, en promedio, lo que hubiera pasado si es que los individuos del grupo de tratamiento no hubieran recibido el tratamiento y viceversa, respectivamente. Este hecho implica que, en teoría, no sea posible sostener el supuesto. Sin embargo, de acuerdo con Neal (2020), en la práctica, se pueden encontrar dos escenarios en los que se puede cumplir:

- Cuando la asignación al tratamiento es aleatoria (experimento aleatorio controlado).
- Cuando la asignación no es aleatoria, si se logran controlar todas las variables relevantes, además del tratamiento. En otras palabras, la comparabilidad estará condicionada a las variables relevantes.

En relación a las variables relevantes, estas son aquellas que no son afectadas por el tratamiento pero que pueden influir, a priori, en la asignación al mismo y, plausiblemente, en el resultado potencial (Imbens y Rubin, 2015). Es necesario resaltar que dichas variables pueden ser observables o no observables (Bernal y Peña, 2011).

Sobre la base de lo expuesto, es claro que, para lograr estimar el efecto causal (impacto de una intervención), el reto es lograr que los grupos de tratamiento y control estén balanceados.

2.1.3.3. Efecto Promedio de Tratamiento en los Tratados (ATT). El ATE, presentado en la sección anterior, es solo una de las medidas que se pueden usar para estimar el efecto de una intervención y es particularmente útil cuando se quiere conocer el efecto general de un tratamiento (sobre toda la población) y responder preguntas acerca de si debe masificar la intervención (Bernal y Peña, 2011); no obstante, cuando las intervenciones están diseñadas para beneficiar únicamente a un grupo focalizado de unidades (como el *Bono yo me quedo en casa*), el ATE no es la opción más pertinente. Ante esta realidad, si el interés está en conocer si la intervención ha funcionado o no, Bernal y Peña (2011), Greifer y Stuart (2021) y Steiner y Cook (2013), recomiendan usar el efecto promedio de tratamiento en los tratados (*ATT*, por sus siglas en inglés), el cual se define del siguiente modo:

$$ATT = E(Y_i^1 | D_i = 1) - E(Y_i^0 | D_i = 1) \dots (7)$$

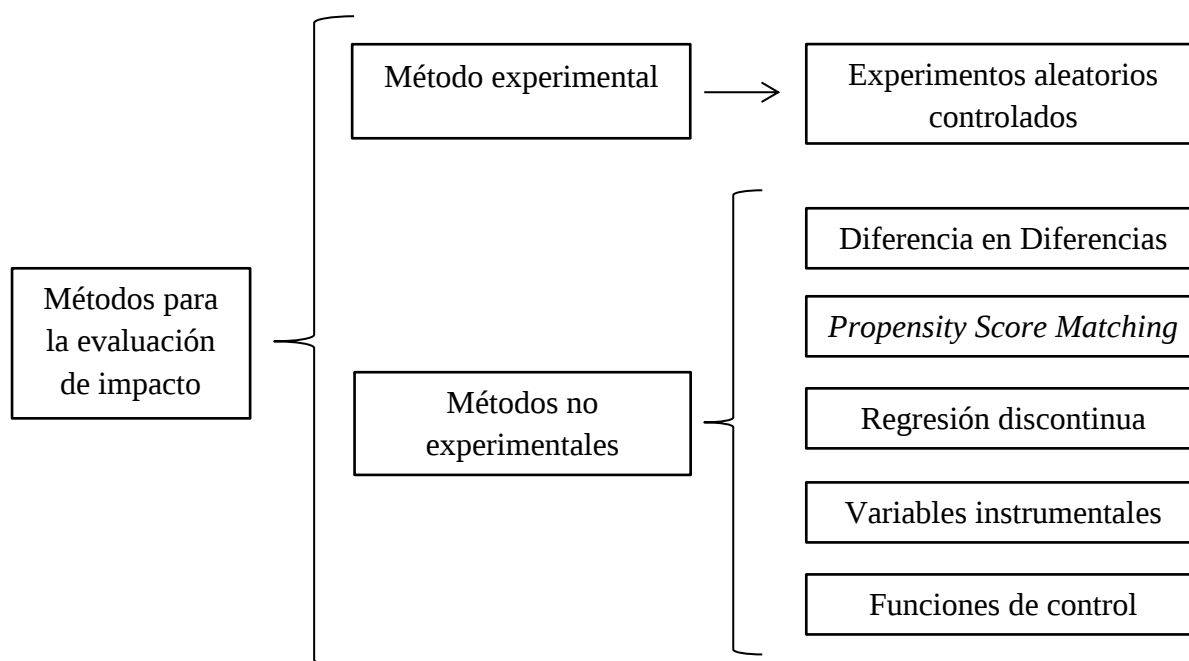
Conforme se puede apreciar, el efecto se calculará poniendo el foco sobre los tratados ($D = 1$). Del mismo modo, es importante notar que, nuevamente, en el segundo término se encuentra el problema del contrafactual, lo cual exige la construcción de un grupo de control comparable con el grupo de tratamiento para lograr la estimación del efecto.

En este marco, para garantizar que los grupos de tratamiento y control estén balanceados y, por consecuencia, poder estimar el efecto de una intervención, se han desarrollado una diversidad de técnicas que se presentan en la siguiente sección.

2.1.3.4. Métodos para estimar la Evaluación de Impacto. Siguiendo a Bernal y Peña (2011), mediante la Figura 2 se presenta la clasificación de los métodos de evaluación de impacto.

Figura 2

Clasificación de los métodos de evaluación de impacto



Nota: Adaptado de *Guía práctica para la evaluación de impacto*, por R. Bernal y X. Peña, 2011, Universidad de los Andes (<https://www.jstor.org/stable/10.7440/j.ctt1b3t82z>).

En relación a los métodos no experimentales a continuación, se describirá brevemente cada uno de ellos:

- *Diferencia en Diferencias*

Partiendo del razonable supuesto de que existen diferencias sistemáticas entre los grupos de tratamiento y control, incluso antes de aplicarse el tratamiento, el presente método calcula el impacto aplicando una doble diferencia entre el resultado promedio de los grupos de tratamiento y control, antes y después de la intervención. Para estos

propósitos un requisito indispensable es que el investigador pueda contar con datos panel que le permitan tener acceso a la información antes y después del tratamiento (Bernal y Peña, 2011).

- *Propensity Score Matching*

El presente método calcula el impacto de una intervención a través de la diferencia entre el promedio de las variables de resultado del grupo de tratamiento y control. De acuerdo con Bernal y Peña (2011), para que esta diferencia se configure como un estimador adecuado del verdadero impacto, se deben cumplir una serie de condiciones: i) Contar con evidencia que permita suponer razonablemente que la participación en el tratamiento está basada únicamente en variables observables y ii) que las unidades de estudio consideradas estén dentro del área de soporte común; es decir, que la probabilidad de que uno o más individuos del grupo de control participe en el programa sea similar a la probabilidad de participación de cada individuo en el grupo de tratamiento. De acuerdo con los mismos autores, PSM es el método más flexible de todos los que existen y se puede aplicar incluso cuando se dispone únicamente de información con corte transversal.

- *Regresión Discontinua*

Existen una variedad de intervenciones en las que, la participación en el tratamiento depende completa o parcialmente de una variable continua observable por el investigador. Un ejemplo es el caso de Pensión 65 en Perú que, entre otros, determina a los beneficiarios del programa en base a su edad (65 años a más). El método de regresión discontinua explota esta característica usando el valor límite de la variable que determina la participación en la intervención como un umbral que divide al grupo de tratamiento y control. De acuerdo con Bernal y Peña (2011), la lógica del método consiste en establecer que los individuos que se encuentran muy cerca al umbral (ya sea a la izquierda o derecha)

son suficientemente parecidos entre sí, con la única diferencia de que los de un lado participan de la intervención y los del otro no, por lo que los grupos tratamiento y control estarían balanceados. De este modo, agregando los supuestos de continuidad local sobre las variables independientes alrededor del umbral y de no manipulación de la variable que determina la participación, el efecto local del tratamiento se estima a través de una regresión.

- *Variables Instrumentales*

El método de variables instrumentales nace a partir del hecho de que la participación en un programa puede estar determinada, entre otros, por variables no observables que, a su vez, afectan a la variable de resultado provocando un problema de endogeneidad. Para solucionar este problema se deben buscar instrumentos que son variables que cumplen dos condiciones: i) Que sean relevantes; es decir, que el instrumento se encuentre suficientemente correlacionado con la variable de tratamiento y ii) que sean exógenas; es decir, que el instrumento no se encuentre correlacionado con la perturbación (Bernal y Peña, 2011).

Es importante advertir que suele ser complicado encontrar instrumentos que cumplan con las condiciones señaladas y, en particular, para lograr sostener la condición de exogeneidad se necesita de la existencia de más de un instrumento (Bernal y Peña, 2011).

- *Funciones de control*

Cuando la participación en una determinada intervención depende de la decisión de los propios individuos, es más probable que los grupos de tratamiento y control sean diferentes entre sí debido al sesgo de autoselección. De acuerdo con Bernal y Peña (2011), el problema surge cuando la decisión de participación está influenciada, entre otros, por

variables inobservables que, a su vez, afectan a la variable de resultado, provocando la existencia de endogeneidad. Para superar este inconveniente, el presente método propone que se estime de manera conjunta la ecuación de interés (ecuación que relaciona la variable de resultado con la de tratamiento) y la decisión de participación, considerando que esta última está influenciada por variables inobservables. A partir de la segunda regresión se forma la ecuación de control que no es más que la estimación del componente inobservable que será usada como un regresor adicional en la ecuación de interés. Un requisito fundamental para poder identificar el efecto del programa es que existe una variable observable que afecte la decisión de participación, pero no la variable de resultado (Bernal y Peña, 2011).

Según Bernal y Peña (2011), la elección del método dependerá fundamentalmente de las características de la intervención y de la calidad de la información. En base a estos fundamentos y tomando en consideración las particularidades y requisitos de cada método, en la presente investigación se optará por usar la técnica de *Propensity Score Matching*, sobre la cual se profundizará más adelante.

2.2. Antecedentes

Los cambios abruptos que trajo consigo la expansión del Covid-19 por todo el mundo despertaron el interés por conocer cuáles fueron las implicancias de esta crisis sobre las economías y las personas. En particular, en América Latina, dadas las características preexistentes de la población y el riesgo que supuso para el bienestar las medidas tomadas para frenar la propagación del virus, algunos investigadores desplegaron esfuerzos para descubrir si las acciones de los gobiernos lograron proteger el bienestar de la población. En este sentido, a continuación, se realiza un recorrido por los estudios existentes.

Gallego et al. (2021) en su estudio Impactos del programa Ingreso Solidario frente a la crisis del Covid-19 en Colombia, evalúan el impacto del programa Ingreso Solidario sobre una serie de dimensiones e indicadores asociadas al bienestar de los hogares colombianos.

El programa en cuestión se creó a inicios de abril de 2020 y se orientó a otorgar transferencias monetarias no condicionadas a los hogares pobres monetarios y vulnerables (definidos según ingreso, saldos en cuentas de depósito, etc.) que, en el periodo previo a la pandemia, no estaban afiliados a ningún programa de transferencias monetarias.

Las dimensiones del bienestar del hogar consideradas fueron el ingreso del hogar, el empleo, la alimentación, el gasto no alimentario, la educación, el bienestar subjetivo y convivencia y la inclusión financiera. A su vez, cada una de estas dimensiones comprende una lista de indicadores (ver Anexo 2).

Para la determinación de los efectos, los investigadores encuestaron telefónicamente a alrededor de 3500 hogares entre elegibles y no elegibles, e hicieron uso del método de regresión discontinua, cuya variable umbral fue el ratio del ingreso per-cápita en relación a la línea de pobreza.

Pasando a los resultados, en la mayor parte de las variables analizadas no se observaron impactos significativos. En particular, en las dimensiones de empleo y alimentación, no se hallaron estadísticas importantes para ninguno de sus indicadores. En relación a los efectos significativos, los hogares que recibieron el apoyo mostraron mejor desempeño que los que no lo recibieron en las dimensiones e indicadores que se muestran en la Tabla 6.

Tabla 6

Dimensiones e indicadores en los que el programa Ingreso Solidario impactó

significativamente

Dimensiones	Indicadores
Ingreso del hogar	Reportar ingresos mayores a cero Ingreso per-cápita (sin influencia de valores extremos)
Gasto no alimentario	Realizar pagos relacionados a la salud (probabilidad) Gasto en salud (Miles de pesos per-cápita) Realizar pagos relacionados a la educación (material escolar) (probabilidad) Gasto en educación (material escolar) (Miles de pesos per-cápita)
Educación	Estudiar 4 horas o más Tiempo dedicado al estudio (minutos/día)
Bienestar subjetivo y convivencia	Nivel de preocupación ^a por oportunidades laborales
Inclusión financiera	Apertura de una nueva cuenta bancaria Revisión de los saldos de la cuenta bancaria a través de herramientas digitales Pagos con billeteras móviles Realizar transferencias con billeteras móviles

Nota: Adaptado de *Impactos del programa Ingreso Solidario frente a la crisis del COVID-19 en Colombia* (pp. 26, 31, 38, 40, 44), por J. Gallego, B. Hoffmann, P. Ibararán, M. P. Medina, C. Pecha, O. Romero, M. Stampini, D. Vargas y D. A. Vera-Cossio, 2021, Banco Interamericano de Desarrollo (<http://dx.doi.org/10.18235/0003261>).

^a Los niveles de preocupación se midieron a través de escalas de Likert del 1 (ninguna preocupación) al 5 (mucho preocupación).

Nuevamente en el contexto colombiano, Londoño-Vélez y Querubín (2020) se dedican a analizar el impacto del programa de Compensación del IVA sobre el bienestar de los hogares colombianos, durante la emergencia sanitaria.

Por un lado, a grandes rasgos, el programa de Compensación del IVA nació durante el periodo de emergencia (a finales de marzo de 2020) y se orientó a otorgar transferencias monetarias no condicionadas recurrentes y de montos fijos a hogares pobres y pobres extremos (identificados según el IPM colombiano en cada municipio y los puntajes de hogar en el Sistema de Potenciales Beneficiarios de Programas Sociales – SISBEN),

beneficiarios de algunos de los programas de asistencia social existentes en el periodo previo a la pandemia.

Por otro lado, para medir el bienestar de los hogares, recurrieron a las dimensiones de inversión de padres en educación de sus hijos, salud financiera, salud física, salud mental, seguridad alimentaria y acceso a comida, violencia de pareja y gastos del hogar. A su vez, cada una de estas dimensiones abarca una serie de indicadores (ver Anexo 3).

En relación a la evaluación de los impactos, los investigadores optaron por la técnica de experimentos aleatorios controlados. Para ello, seleccionaron aleatoriamente una muestra de 3462 hogares en pobreza extrema, beneficiarios del programa social pre-existente Familias en Acción. De dicha muestra, y aleatoriamente, asignaron a 1730 hogares dentro del grupo de tratamiento. Luego de otorgado el beneficio a los hogares seleccionados, la información se recolectó a partir de encuestas telefónicas.

Los resultados revelaron que, en relación a los hogares no beneficiarios, la transferencia logró impactos favorecedores y significativos en los hogares receptores, en las dimensiones e indicadores mostrados en la Tabla 7.

Tabla 7

Dimensiones e indicadores en los que el programa de Compensación del IVA impactó favorable y significativamente

Dimensiones	Indicadores
Inversión de padres en educación de sus hijos	Diálogo en la escuela
	Pago de tutorías
	Índice agregado ^a
Salud financiera	Empeñar pertenencias
	Vender pertenencias
	Índice agregado ^a

Nota: Adaptado de *El Impacto de Transferencias Monetarias de Emergencia durante una Pandemia: Evidencia Experimental para Colombia* (pp. 28, 30), por J. Londoño-Vélez y P. Querubín, 2020 (<https://img.lalr.co/cms/2020/12/18172637/Informe-devoluci%C3%B3n-del-IVA.pdf>)

^a Construidos en base a la agregación de todos los indicadores subyacentes de la misma dimensión

En contraste, no hubo efectos sobre la seguridad alimentaria y el acceso a comida, el bienestar psicológico y físico (a excepción del dolor de cabeza, en el que las estadísticas sugieren que la transferencia incrementó la probabilidad de sufrir este síntoma), la violencia de pareja y los gastos del hogar.

Direccionando el foco hacia el ámbito peruano, Alcázar et al. (2021) se dedican, entre otros, a estimar el impacto de los bonos otorgados en pandemia para prevenir la pobreza monetaria en los hogares peruanos. Para estos propósitos, hacen uso de la ENAHO 2019 y 2020.

En relación al aspecto metodológico, se siguen dos pasos: i) Se calcula el monto per cápita recibido por concepto de bonos (cualquiera de ellos) en cada hogar y ii) se cuantifica la diferencia entre el porcentaje de hogares pobres monetarios actualmente versus la proporción de hogares que serían pobres monetarios si no se hubieran otorgado

los bonos. Cabe resaltar que, un supuesto importante es que todo el monto recibido es gastado.

Los resultados mostraron que, como consecuencia de la entrega de bonos, a nivel nacional, la pobreza monetaria logró ser 2.6 puntos porcentuales menos de lo que hubiera sido sin las transferencias otorgadas. En la misma línea, en el área urbana y rural se calcularon efectos de 1.8 y 6.4 puntos porcentuales, respectivamente. Estas estadísticas reflejan que las medidas monetarias jugaron un papel importante protegiendo a la población de caer en la pobreza.

Aldana et al. (2021), en su investigación Impacto Socioeconómico del Covid-19 en los hogares peruanos, entre otros aspectos, evalúan el impacto de los bonos otorgados por el gobierno peruano durante el periodo de pandemia, en la seguridad alimentaria de los hogares, medida a través de tres indicadores: i) Algún miembro del hogar no tuvo nada que comer en todo el día en el mes anterior a la entrevista, ii) algún miembro del hogar tuvo que omitir alguna de las tres principales comidas en el mes anterior a la entrevista, y iii) los miembros del hogar tuvieron que reducir el tamaño del almuerzo en el mes anterior a la entrevista (Aldana et al., 2021).

El diseño metodológico se basó en dos pilares: la construcción y aplicación de encuestas telefónicas para la recopilación de datos y el uso de la técnica *de Propensity Score Matching* (PSM) para la determinación del impacto.

Por un lado, en relación a las encuestas, estas se aplicaron en septiembre de 2020 a 1819 hogares (1347 eran de la zona urbana) elegidos aleatoriamente, que habían cobrado alguno de los bonos en julio de 2020 o antes.

Por otro lado, para la construcción del *propensity score*, usaron variables asociadas al nivel de educativo y edad del informante, y las características de la vivienda y el acceso a un televisor de pantalla plana. Asimismo, cabe resaltar que los investigadores no mencionan el método de emparejamiento que emplearon.

Para los hogares beneficiarios, tanto en el área urbana como rural, en comparación con los hogares que no recibieron ningún bono, los impactos encontrados no resultaron significativos para ninguno de los indicadores de seguridad alimentaria. Es importante advertir, tal como lo sugieren los autores, que estos resultados no significan necesariamente que las transferencias no hayan contribuido al consumo de alimentos en absoluto, pero para los indicadores usados no se encuentran efectos.

Continuando con los estudios para el ámbito peruano, Quispe et al. (2020) evalúan el impacto de las transferencias monetarias otorgadas en el periodo de emergencia sanitaria sobre la economía familiar de los hogares de la ciudad de Puno. Los autores definen la economía familiar como el ingreso promedio mensual que percibe el informante.

Para la recopilación de datos, los investigadores desarrollaron y aplicaron una encuesta online orientada a obtener información propia del informante, así como características del hogar. En total, lograron entrevistar a 144 personas, de las cuales 81 declararon haber recibido alguno de los bonos otorgados (desde el *Bono yo me quedo en casa*, hasta el primer *Bono familiar universal*).

Con respecto a la determinación del impacto, hicieron uso de dos técnicas: PSM y Diferencia en Diferencias. En el PSM, para la construcción de *propensity score* usaron a las variables de edad, nivel educativo, estado civil y sector donde labora el entrevistado, así como el tamaño del hogar. En la misma línea, respecto a la estrategia de

emparejamiento, hicieron uso del *nearest neighbor*, *radius matching*, *kernel matching* y *stratificacion matching*.

Los resultados usando solo PSM, revelan un impacto negativo del bono en la variable de resultado para los hogares beneficiarios, en relación a los no beneficiarios. Por otro lado, aplicando el método de Diferencia en Diferencias, con grupos de control generados por las técnicas de *kernel matching* y *stratificacion matching*, encuentran impactos positivos y significativos.

La Tabla 8 presenta, de manera resumida, los antecedentes que servirán de guía para la presente investigación.

Tabla 8

Antecedentes de la Investigación

Autor	Año	Título	Técnica de Evaluación	Resultados
Gallego, J.; et al.	2021	Impactos del programa Ingreso Solidario frente a la crisis del Covid-19 en Colombia	Regresión Discontinua	Se registró que la transferencia tuvo impactos positivos y significativos sobre algunos indicadores de las dimensiones de ingreso, gasto no alimentario, educación, bienestar subjetivo y convivencia, e inclusión financiera. Por otro lado, no se registraron efectos significativos sobre ninguno de los indicadores de empleo y alimentación.
Londoño-Vélez, J. y Querubín, P.	2020	El Impacto de Transferencias Monetarias de Emergencia durante una Pandemia: Evidencia Experimental para Colombia	Experimentos aleatorios controlados	Los resultados muestran que el apoyo monetario tuvo impactos significativos en algunos indicadores de las dimensiones de salud financiera e inversión de padres en la educación de sus hijos. En contraste, no se registraron efectos significativos sobre las dimensiones de seguridad alimentaria y acceso a comida, salud física y mental, violencia de pareja y gastos del hogar.
Alcázar, L.; et al.	2021	Medidas de protección social del gobierno peruano en época de la Covid-19	Estimación de la diferencia entre la proporción de hogares que están en situación de pobreza frente a la proporción de hogares que clasificarían como pobres en ausencia de los bonos.	A nivel nacional, la pobreza monetaria fue 2.6 puntos porcentuales menos de lo que hubiera sido en ausencia de los bonos. Para el ámbito urbano y rural, las cifras se ubican en 1.8 y 6.4, respectivamente.
Aldana, U.; et al.	2021	Impacto Socioeconómico del Covid-19 en los hogares peruanos	Propensity Score Matching	No se encontró evidencia significativa que demuestre que los bonos otorgados por el gobierno mejoraron la seguridad alimentaria de los hogares peruanos.

Continúa...

Quispe, C.; et al.	2020	Impacto del otorgamiento de subsidios económicos en la economía familiar en tiempos de pandemia (COVID-19), en la ciudad de Puno, Perú	<i>Propensity Score Matching</i> y Diferencias en Diferencias	Generando grupos de control a partir de las técnicas de <i>Kernel matching</i> y <i>Stratification matching</i> y haciendo uso del método de diferencia en diferencias, se encontró que los bonos otorgados tuvieron impactos positivos y significativos sobre el ingreso promedio mensual.
-----------------------	------	--	---	---

2.3. Contexto

La presente investigación se desarrolla para un contexto en el que la crisis sanitaria generada por el Covid-19 golpeaba a toda la población peruana en general; no obstante, en esta sección, el énfasis se dirigirá al área urbana debido a que los beneficiarios del bono del que se ocupa esta investigación fueron hogares de dicho ámbito. En este marco, siguiendo las bases teóricas, se iniciará exponiendo los factores de vulnerabilidad de la población de interés. Seguidamente, se describirán las medidas legales relacionadas a las restricciones sobre la actividad económica y educativa tomadas por el gobierno peruano para frenar la propagación del virus. En la misma línea, como parte de las medidas de protección social y acorde con el objetivo del estudio, se especificarán las características del *Bono yo me quedo en casa*. Finalmente, se abordarán los efectos socioeconómicos de la crisis sobre la población objetivo.

2.3.1. Una Mirada a la Realidad de la Población Peruana Pre-pandemia

Para entender por qué la crisis del Covid-19 afectó en gran medida al bienestar de los hogares peruanos, es necesario aclarar el panorama sobre qué estaba pasando en el país antes de su llegada. Para ello, siguiendo la literatura de Cecchini, Holz y Soto (2021), se describirá la situación de la población peruana urbana en el periodo previo a la pandemia,

respecto a determinados factores de vulnerabilidad: pobreza monetaria, mercado laboral, protección social y brecha digital.

Si bien la brecha digital no está mencionada como factor de riesgo en la literatura citada, jugó un papel fundamental en el deterioro de la educación producto de las medidas tomadas para frenar la propagación del Covid-19. En tal sentido, el contexto y los objetivos sobre los cuales se desarrolla la presente investigación producen la necesidad de conocer la realidad pre pandemia de los hogares en relación a este aspecto.

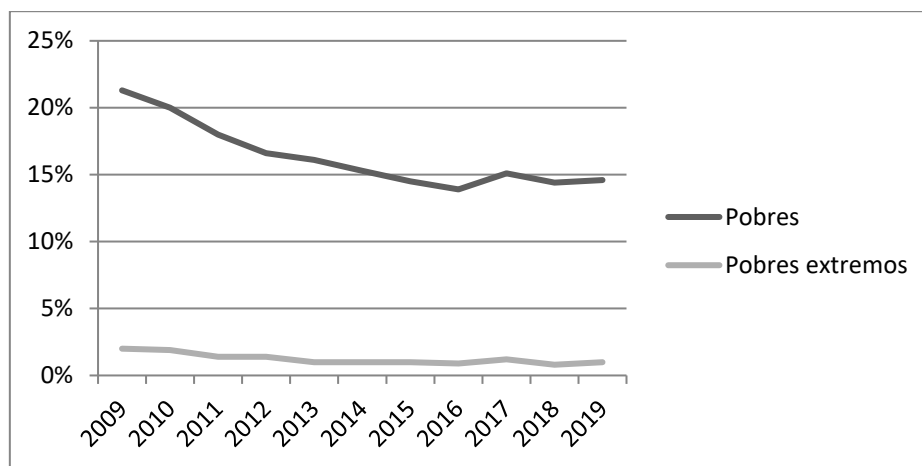
- **Pobreza Monetaria**

Como se mencionó en párrafos anteriores, en el Perú, a falta de un indicador multidimensional, la medida oficial de pobreza es la pobreza monetaria. Esta medida clasifica a la población en tres grupos: no pobres, pobres y pobres extremos. Dentro del primer grupo están los miembros de hogares cuyo gasto per cápita supera el costo de la canasta básica por persona. En contraste, los pobres y pobres extremos son aquellas personas pertenecientes a hogares en donde el gasto per cápita no supera el costo de la canasta básica y canasta básica alimentaria, respectivamente (INEI, 2021a).

Con el objetivo de conocer la realidad de la zona urbana en este aspecto, se presenta la Figura 3, que recoge información sobre la evolución de la incidencia pobreza monetaria en el ámbito urbano durante los últimos 10 años, hasta el 2019.

Figura 3

Evolución de la incidencia de pobreza monetaria en el ámbito urbano: Perú, 2009 a 2019



Nota: Adaptado de *Evolución de la Pobreza Monetaria 2009-2020* (pp. 41, 50), por INEI, 2021a, (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/pobreza2020/Pobreza2020.pdf)

La Figura 3 evidencia que, hasta antes de la llegada del Covid-19, hubo avances en la reducción de la pobreza y pobreza extrema en este ámbito. Por un lado, las estadísticas relacionadas a los pobres muestran que se ha pasado de más de 20% de pobres en el 2009 a 14.6% en el 2019. Por otro lado, en relación a la pobreza extrema, aunque en menor escala, también ha logrado reducirse manteniéndose alrededor de 1% en los últimos años.

Al margen del progreso alcanzado, es necesario tener precaución al analizar este indicador ya que, tomando como referencia lo expuesto en las bases teóricas, la pobreza no se reduce a indicadores monetarios sino, es multidimensional. En consecuencia, las presentes estadísticas pueden no estar reflejando la situación real de la población en materia de pobreza.

- **Mercado Laboral**

En este apartado, la atención se dirigirá a la situación del mercado laboral en el 2019 que, inundado en la informalidad y siendo la principal fuente de ingresos de las familias peruanas (INEI, 2020), se configura como un importante factor de riesgo para el bienestar de los hogares ante la materialización de *shocks* como el del coronavirus.

Es innegable que en el Perú el protagonista del mercado laboral es el empleo informal, así lo demuestran las estadísticas del INEI (2020): en el 2019, del total de ocupados (13.4 millones de personas aproximadamente) en el área urbana, el 66.4% poseía un empleo informal.

Dada la predominancia de la informalidad, resulta relevante conocer las características pre-pandemia de las personas inmersas en esta condición para el área urbana. Con este propósito, se expone la Tabla 9.

Tabla 9*Características asociadas a la población urbana con empleo informal, 2019**(Porcentaje del total de ocupados según característica)*

Características de la población	Empleo informal
Nivel educativo	
Primaria o menos	92.1%
Secundaria	82.2%
Superior No Universitaria	58.3%
Superior Universitaria	40.1%
Tamaño de la empresa	
De 1 a 10 trabajadores	85.6%
De 11 a 50 trabajadores	52.6%
Más de 50 trabajadores	18.4%
Sector económico	
Actividades primarias ^a	84.1%
Transportes y comunicaciones	80.4%
Construcción	78.7%
Comercio	71.1%
Manufactura	61.5%
Otros servicios ^b	54.1%

Nota: Adaptado de *Perú: Evolución de los Indicadores de Empleo e Ingreso por Departamento, 2007-2019* (p. 505), por INEI, 2020 (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1790/libro.pdf).

^a Incluye agricultura, minería y pesca ^b Incluye actividades relacionadas a la electricidad, gas y agua, intermediación financiera, actividades de servicios sociales y de salud, otras actividades de servicio comunitario, sociales y personales y hogares privados con servicio doméstico.

A partir de los datos presentados, es interesante notar que incluso entre las personas con mayor nivel educativo la incidencia de la informalidad todavía es elevada. Asimismo, se observa que el empleo informal se concentra en las empresas de menor tamaño. Finalmente, en relación a las ramas de actividad, en todos los sectores, más del 50% de empleados son informales.

En línea con lo expuesto, combinando pobreza monetaria y precariedad laboral, en el 2019, el 93.1% de la población pobre en el área urbana tenía un empleo (Carhuavilca, 2020), pero de estos, el 43.6% se desempeñaba como vendedor ambulante, trabajador

doméstico, limpiabotas, entre otros. Por su parte, el 23.9% fue artesano u operador de maquinaria (INEI, 2020b).

Direccionando el análisis hacia el hogar, las estadísticas del INEI (2020c) revelan que, a nivel nacional, en el 2019, el ingreso del 41% de los hogares provenía íntegramente del empleo informal y de estos, el 56% se ubicaba en el área urbana.

- **Protección social**

Siguiendo con los factores de vulnerabilidad y tomando en cuenta que la presente investigación está orientada a evaluar una política pública de protección social, resulta importante conocer la situación pre pandemia de la población en relación a este aspecto. En particular, debido a las consecuencias de la crisis del Covid-19 sobre la salud y el empleo, el análisis se centrará en el acceso a seguros de salud y pensiones. Asimismo, es importante resaltar que no se analizarán otros programas sociales no contributivos debido a que, tal como señala Alcázar et al. (2021), estos están principalmente orientados a cerrar brechas en la zona rural.

- *Acceso a seguros de salud*

En relación al aseguramiento de la salud, de acuerdo con el INEI (2018), en el 2017, el 73.4% de la población urbana declaraba estar afiliada a algún tipo de seguro de salud. La Tabla 10 presenta la información desagregada.

Tabla 10*Tenencia de seguros de salud por tipo de seguro en el ámbito urbano, 2017**(Porcentaje del total de la población urbana)*

Tipo de seguro de salud	%
Con seguro de salud	73.4
Únicamente SIS	36.1
Únicamente Essalud	29.7
Otros seguros ^a	6.3
Dos o más seguros	1.3

Nota: Adaptado de *Población afiliada a algún seguro de salud* (p. 19), por INEI, 2018 (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1587/libro01.pdf).

^a Incluye Seguro Privado de Salud, Seguro de las Fuerzas Armadas y Policiales, Seguro Universitario, Entidad Prestadora de Salud y Seguro Escolar Privado.

Conforme se puede apreciar, gran parte de la población urbana ha logrado acceder a un seguro de salud y, en este logro, el SIS ha jugado un papel fundamental albergando a la mayor parte de asegurados.

Dado que hasta el 2017, el 91.9% de hogares tenían al menos un miembro ocupado (INEI, 2019), a fin de aproximarse a la situación de los hogares, resulta relevante conocer el estado de la población ocupada en relación a la posesión de seguros de salud.

Siguiendo al INEI (2020), en el 2019, de 13.4 millones de ocupados en el área urbana, aproximadamente el 71.1% contaba con algún seguro de salud. En la Tabla 11 se ilustra dicha información.

Tabla 11

Población ocupada asegurada a nivel urbano en función al tipo de seguro de salud,

2019

(Porcentaje del total de ocupados asegurados en el área urbana)

Tipo de seguro de salud	%
Únicamente SIS	47.2
Únicamente EsSalud	44
Otros Seguros ^a	8.8

Nota: Adaptado de *Perú: Evolución de los Indicadores de Empleo e Ingreso por Departamento, 2007-2019* (p.90), por INEI, 2020 (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1790/libro.pdf).

^a Incluye Seguro Privado de Salud, Entidad Prestadora de Salud, Seguro de las Fuerzas Armadas/ Policiales, Seguro Universitario, Seguro Escolar Privado, otros y los que cuentan con EsSalud y SIS.

Nuevamente, las estadísticas muestran que ha habido un logro muy importante en cobertura, y el SIS vuelve a tomar protagonismo en la consecución de este resultado.

A pesar de los avances registrados, y paradójicamente, lo preocupante de estas cifras es justamente el hecho de que la población asegurada se concentre en el SIS. Tal como lo indica el Instituto Peruano de Economía (2020), el SIS se financia principalmente con los recursos del estado, y el incremento promedio en el número de afiliados (5.3%), desde el 2015 hasta el 2019, ha sido mucho mayor que el crecimiento en sus recursos (0.1%), llegando a contar con un promedio de 89 soles anuales por asegurado en el 2019. A esta situación se le suma la reducida capacidad de atención de este sistema, que, en el 2019, contaba 2 establecimientos del Ministerio de Salud (MINSA) por cada 100 000 afiliados (Instituto Peruano de Economía, 2020). De este modo, el objetivo no debe reducirse a llegar a más personas sino, también, a garantizar una atención de calidad para cada una de ellas.

- *Acceso al sistema de pensiones*

En el Perú, el sistema de pensiones tiene dos grandes componentes: no contributivo y contributivo. A continuación, se describirá a cada uno de ellos.

En el pilar no contributivo se encuentra únicamente el programa Pensión 65 (Bernal, 2020), el cual otorga una subvención monetaria bimensual de 250 soles a los adultos mayores (de 65 años a más) que viven en condiciones de pobreza extrema³ y no acceden a prestaciones económicas por jubilación (MIDIS, 2020a).

A nivel nacional, sobre la base del total de la población peruana de 65 años a más (no solo pobres extremos), la cobertura de Pensión 65 ha pasado de 13.42% en el 2012 ha 25.30% en el 2017 (Bernal, 2020). No obstante, y en coherencia con lo que señala Alcázar et al. (2021), la protección se ha centrado principalmente en la zona rural: al 2017, en el ámbito rural, el 55% de los adultos mayores estaba afiliado al programa; por su parte, en la zona urbana, esta cifra se reduce al 20% (Bernal, 2020).

Es claro que el programa Pensión 65 no está diseñado para un público masivo, sino para un sector específico de la población desprotegida, con énfasis en la zona rural. Y, para estos efectos, ha mostrado un buen desempeño. Bajo esta perspectiva, con el propósito de no quedarse con una visión reducida y conocer la situación pre pandemia de la población peruana urbana en general en relación al sistema de pensiones, se estudia el eje contributivo.

El pilar contributivo está compuesto, principalmente, por tres regímenes: el Régimen del Decreto Ley N°19990 o Sistema Nacional de Pensiones (SNP), el Régimen del

³ La pobreza determinada siguiendo los criterios y dimensiones consideradas en la metodología para la determinación de la clasificación socioeconómica

Decreto Ley N°20530 o Cédula Viva y el Sistema Privado de Pensiones (Ministerio de Economías y Finanzas, 2004).

Desde su creación, cada uno de los regímenes ha arrastrado grandes problemas y una de las principales críticas es la escasa cobertura que han logrado. En efecto, a través de la Tabla 12 se exponen las estadísticas que respaldan esta afirmación.

Tabla 12

Población peruana de 14 y más años de edad por condición de tenencia de seguro pensión, 2016 y 2019

(Porcentaje)

Ámbito	Año	
	2016 ^a	2019
Nacional	31.2	30.2
Urbano	37.2	-

Nota: Los datos del año 2016 son del INEI (2016) y los datos del año 2019 son del INEI (2020d).

^a Incluye información solo al primer semestre del 2016

Conforme se puede apreciar, a nivel nacional, del 2016 al 2019, en lugar de avances ha habido una reducción en la proporción de población de 14 años a más afiliada a un sistema de pensiones contributivo. En relación al ámbito urbano, las estadísticas revelan que, en el 2016, menos de la mitad de la población estaba asegurada; si bien no se cuenta con datos urbanos para el 2019, considerando que la diferencia entre las estadísticas nacionales es pequeña, se presume que la proporción de población urbana coberturada tampoco ha variado sustancialmente.

Tomando en consideración que las pensiones contributivas se generan a partir de un vínculo laboral, se acota el análisis a la población ocupada. En adición, por las razones

ya señaladas, este enfoque brindará una noción acerca de la situación de los hogares respecto a la cobertura pensionaria contributiva.

De acuerdo con el INEI (2020), en el 2019 se registró que, en la zona urbana, del total de población ocupada, solo el 42.8% pertenecía a algún régimen. Para conocer con mayor detalle la situación de esta población en relación a los sistemas de pensiones, se presenta la Tabla 13.

Tabla 13

Población urbana ocupada afiliada al sistema contributivo según tipo de régimen

(Porcentaje del total de asegurados en el área urbana)

Tipo de régimen	%
Afiliados al sistema de pensiones	42.8
Sistema Privado de pensiones (AFP)	68.8
Sistema Nacional de Pensiones (1990)	26.1
Cédula Viva (20530)	1.1
Otro ^a	4

Nota: Adaptado de *Perú: Evolución de los Indicadores de Empleo e Ingreso por Departamento, 2007-2019* (p. 95), por INEI, 2020 (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1790/libro.pdf).

^a Incluye AFP y 19990, AFP y 20530, AFP y Otro, 19990 y 20530, 20530 y Otro, 19990 y Otro).

Las estadísticas evidencian que el Sistema Privado de Pensiones (AFP) es el que alberga a la mayor parte de la población urbana con cobertura contributiva (68.8%). En contraste, el régimen de Cédula Viva que, debido a que está destinado a desaparecer, asegura a muy poca población.

Para finalizar esta sección, a partir de lo expuesto en las bases teóricas, es importante resaltar una debilidad adicional del sistema de pensiones contributivo.

Fernández et al. (2013) señalan que el eje contributivo de la protección social debe estar orientado, entre otros, a proteger al trabajador y a su familia ante posibles quiebres

laborales producidos por diversos factores. A este respecto, la OIT (2021) sostiene que, en el Perú, los regímenes pensionarios están principalmente enfocados en proteger económicamente a los aportantes a largo plazo; sin embargo, no existe un mecanismo que resguarde el bienestar a corto plazo, como un seguro de desempleo. Si bien el Perú cuenta con la Compensación por Tiempo de Servicios (CTS), esta solo es obligatoria para los trabajadores formales asalariados de la mediana y gran empresa (en la pequeña empresa solo se paga la mitad de lo que se calcula para el régimen general) (OIT, 2021). Teniendo en cuenta que, entre octubre de 2018 y septiembre de 2019, aproximadamente el 40% del empleo formal del área urbana se concentraba en las empresas de micro y pequeñas empresas (INEI, 2019a), el alcance de la CTS es limitado. En este sentido, dadas las condiciones precarias e inestables del mercado laboral, esta carencia contribuye a la fragilidad del esquema de protección social en el ámbito urbano.

- **Brecha Digital**

De acuerdo con lo presentado en las bases teóricas, podemos afirmar que la educación (independientemente de cómo se mida) constituye una dimensión muy importante del bienestar de un hogar. En este marco, tal como se ilustrará más adelante, las medidas adoptadas para frenar la propagación del Covid-19 en el país, afectaron en gran medida este aspecto, provocando que parte de la población en edad escolar dejara de asistir a clases.

La brecha digital, definida como la distribución desigual en el acceso y uso de las Tecnologías de Información y Comunicación (TICs) (principalmente el internet) entre áreas geográficas, hogares, empresas y personas (Rodríguez, 2006; Tello, 2018), tuvo un rol fundamental en el deterioro de la educación durante la crisis del Covid-19. En efecto, el Banco Mundial (2020) sostiene que, en el Perú, la disminución en la tasa de

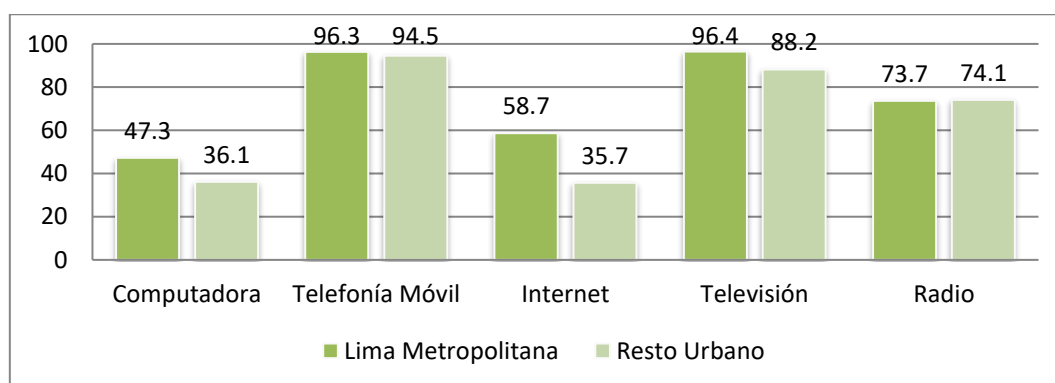
participación escolar en la educación remota se debió, en gran medida, a la falta de conectividad.

Bajo este enfoque, la Figura 4 presenta el porcentaje de hogares de Lima Metropolitana y el resto urbano que accedía a algunas TICs (computadora, telefonía móvil, internet, televisión y radio) en el 2019.

Figura 4

Hogares con acceso a algunas TICs según área de residencia, 2019

(Porcentaje)



Nota: Adaptado de *Estadísticas de las Tecnologías de Información y Comunicación en los Hogares. Trimestre: Enero-Febrero-Marzo 2020* (pp. 20-21, 23), por INEI, 2020a (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/boletin_tics.pdf).

Las estadísticas presentadas revelan que la existencia de un acceso diferenciado a las diferentes tecnologías de la información y comunicación entre los hogares del área urbana. Se destaca que, a excepción de la telefonía móvil, televisión y radio, cuyo acceso es prácticamente masivo, son pocos los hogares que acceden a una computadora e internet.

Actualmente, dentro de las diferentes TICs, el internet ha cobrado una relevancia única. En efecto, una de las metas de la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible de la ONU es la universalización del acceso al internet (Galperín, 2017). Una de las razones

detrás de esta jerarquía es que el internet es considerado como un elemento fundamental para la comunicación, la educación y la productividad (Flores-Cueto et al., 2020), llegando a constituirse como un aliado para el desarrollo humano y la lucha contra las desigualdades socioeconómicas (Galperín, 2017). Dada la importancia de este recurso, es preocupante que, al menos en el área urbana, el acceso aún sea restringido.

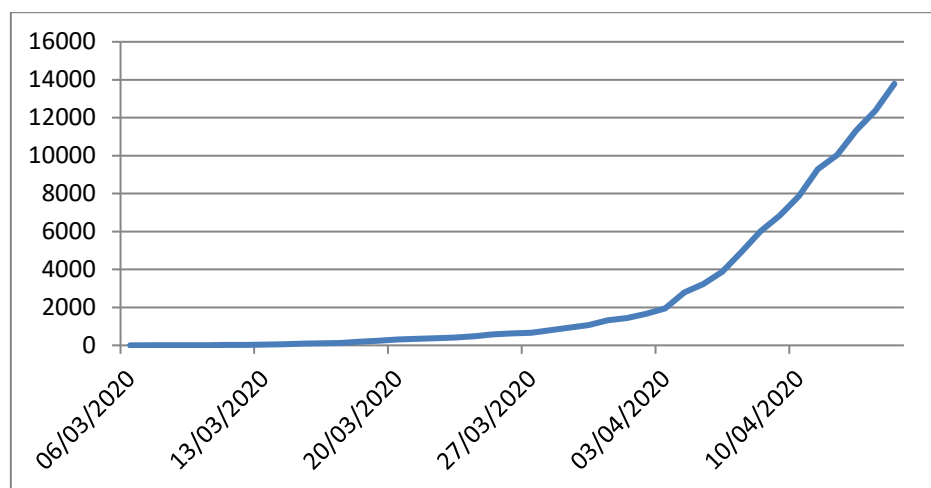
Los datos expuestos son un fiel reflejo de que, a pesar de los progresos en la reducción de la pobreza monetaria; el empleo informal, la limitada protección social existente y la pronunciada brecha digital, son problemas profundamente enraizados. De esta manera, es fácil imaginar el escenario catastrófico que supuso para muchos hogares urbanos la llegada del Covid-19 al Perú.

2.3.2. El Perú en medio del Covid-19: Restricciones a la Actividad Económica y Educativa

La aparición del Covid-19 en el Perú tuvo lugar el 6 de marzo de 2020, fecha en la que se confirmó el primer caso en el país. A partir de ese día, la propagación del virus en el territorio nacional fue incrementándose exponencialmente: según el MINSA, al 15 de abril de 2020 se registraban 13786 casos positivos. La Figura 5 muestra la evolución de contagios por coronavirus en el Perú al 15 de abril del 2020, con frecuencia diaria.

Figura 5

Evolución de contagios por Covid-19 en el Perú, al 15 de abril de 2020



Nota: Adaptado de *Datos Abiertos de Covid-19*, por MINSA, s.f. Recuperado el 04 de enero de 2023 (<https://www.datosabiertos.gob.pe/group/datos-abiertos-de-covid-19>).

Las primeras acciones que tomó el gobierno peruano para frenar la propagación del virus en el país se orientaron, entre otros, a regular la entrada de viajeros al territorio nacional y la realización de actividades en espacios públicos y privados, a ordenar la implementación de medidas sanitarias en los centros de labores y medios de transporte público y privado, y disponer la suspensión de las actividades educativas (D. S. N°008-2020-SA, 2020).

Respecto al último punto, el 12 de marzo, el Ministerio de Educación (MINEDU), vía Resolución Viceministerial N°079-2020-MINEDU, formalizaba la suspensión de clases en la educación básica hasta el 29 de marzo del 2020.

Estas primeras medidas no fueron suficientes y, ante la inminente amenaza del virus en el país, el 15 de marzo de 2020, mediante Decreto Supremo N° 044-2020-PCM, el gobierno peruano declaraba el Estado de Emergencia Nacional por 15 días calendario. En dicha norma se establecía, entre otros, el aislamiento social obligatorio (cuarentena), la

suspensión temporal del ejercicio de Derechos Constitucionales, como la libertad de reunión y tránsito, y restricciones a las actividades comerciales, culturales y recreativas.

En relación a las restricciones comerciales, se dispuso que solo siguieran atendiendo los establecimientos dedicados a la prestación de bienes y servicios de primera necesidad, a saber, comercios dedicados a proveer alimentos no preparados en el local, farmacias, hospitales, ópticas, grifos, entre otros (D. S. N°044-2020-PCM, 2020). Asimismo, se garantizaba la producción, venta, adquisición y abastecimiento de alimentos, medicamentos, combustible, servicios de salud, agua, electricidad, entre otros bienes y servicios básicos elementales durante el periodo de emergencia.

No pasaron los 15 días y, ante un panorama sanitario cada vez más crítico (ver Figura 5), el 27 de marzo, a través del Decreto Supremo N° 051-2020-PCM, se prorrogaba el Estado de Emergencia, con todas las limitaciones y garantías a la actividad económica que suponía, hasta el 12 de abril de 2020. Asimismo, se estableció, por primera vez, durante el periodo de emergencia, la inmovilización social obligatoria durante ciertas horas, para todas las personas.

En la misma línea, en atención a la norma previa, el 01 de abril, el MINEDU anunciaba el inicio remoto de las clases de educación básica en todo el territorio nacional, a través de la implementación de la estrategia Aprendo en Casa, hasta el 04 de mayo de 2020 (R.M. N° 160-2020-MINEDU).

En lo sucesivo, con ciertas modificaciones, el gobierno peruano continuó emitiendo decretos de la misma naturaleza (ver el Anexo 4). En línea con el horizonte temporal de estudio, el 04 de mayo de 2020, vía Resolución Ministerial N°184-2020-MINEDU, se disponía la suspensión del inicio de clases presenciales de la educación básica mientras dure el Estado de Emergencia, y, el 23 de mayo de 2020, mediante Decreto Supremo

N°094-2020-PCM, el gobierno expandía dicho estado y las limitaciones que suponía hasta el 30 de junio del mismo año.

De este modo, lo que al inicio parecía ser una paralización de actividades económicas y educativas por unos días, se transformó en meses de aislamiento e incertidumbre. En este marco, si bien las medidas golpeaban a toda la población en general, reduciendo el foco al ámbito urbano, dadas sus características pre-pandemia, es razonable señalar que estas disposiciones pusieron en el limbo el bienestar de gran parte de estos hogares.

2.3.3. Medidas de Protección a los Hogares Peruanos: El Bono yo me quedo en casa

En medio de la crisis sanitaria, las medidas tomadas por el gobierno para frenar la propagación del Covid-19 amenazaban con exacerbar la pobreza y desigualdad en una población urbana que, como se evidenció, contaba con profundas fuentes de vulnerabilidad, y el sistema de protección social existente, débil en alcance y desempeño, no iba a moderar los efectos de este shock. En este contexto, para resguardar el bienestar de los hogares y sus miembros, se tuvo que implementar medidas de emergencia temporales que, en su mayoría, acorde con la literatura, fueron no contributivas.

Por las fuertes implicancias sobre la actividad económica y, por consecuencia, sobre el ingreso de los hogares, a fin de sostener condiciones de vida básicas y garantizar el cumplimiento de las medidas de confinamiento y distanciamiento social en el ámbito urbano, al día siguiente de declarado el inicio del confinamiento, el gobierno anunciaba, por única vez, el otorgamiento de un subsidio monetario de 380 soles en beneficio de los hogares clasificados por el SISFOH como pobres y pobres extremos y que se ubiquen en zonas geográficas, definidas por el MINSA, como áreas con mayor riesgo sanitario (D. U. N°027-2020, Art.2, 2020). Esta medida fue más conocida como el *Bono yo me quedo en casa* y buscó brindar protección a alrededor de 2 700 000 hogares (BCRP, 2020).

Si bien el decreto no señala explícitamente que el bono sea una ayuda urbana, al estar dirigido a las zonas con mayor riesgo sanitario, terminó favoreciendo a los hogares de dicho ámbito (Defensoría del Pueblo, 2020; Aldana et al. 2021). En efecto, el MIDIS (2020) calificó al *Bono yo me quedo en casa* como un bono urbano. Asimismo, debido a sus características, dicho bono se configuró como una transferencia monetaria no condicionada y no contributiva (Alcázar et al., 2021).

Cabe resaltar que, a raíz de la focalización urbana, el gobierno se vio obligado a otorgar el *Bono Rural*, a fin de proteger a los hogares ubicados en dicho ámbito (Defensoría del Pueblo, 2020). Al no ser objeto de estudio, no se profundizará en la entrega de este subsidio.

Con un panorama sanitario que obligó a mantener las medidas de aislamiento y distanciamiento social prorrogando el Estado de Emergencia Nacional, una única transferencia de 380 soles por hogar se tornó insuficiente. En este marco, a pesar de que las autoridades habían calificado al *Bono yo me quedo en casa* como un subsidio que iba a ser entregado por única vez, el 21 de abril de 2020, a través del Decreto de Urgencia N°044-2020, se anunciaba un segundo pago de 380 soles, dirigido a los hogares comprendidos en el padrón de beneficiarios de la primera transferencia, pudiendo ser actualizado por el MIDIS. De acuerdo con el BCRP (2020), para esta entrega, también se proyectó una población objetivo de 2 700 000 hogares.

La Tabla 14 resume el proceso de entrega de ambas transferencias, desde la publicación del decreto hasta el inicio del pago.

Tabla 14*Proceso de entrega de las transferencias del Bono yo me quedo en casa*

Decreto	Concepto	Marzo		Abril	
		Semana 3	Semana 4	Semana 3	Semana 4
D. U. N°027-2020	Publicación del decreto				
	Aprobación del padrón (R.M. N°062-2020-MIDIS)				
	Publicación de web de consulta				
	Inicio del primer pago				
D. U. N°044-2020	Publicación del decreto				
	Actualización del padrón (R.M. N°076-2020-MIDIS)				
	Inicio del segundo pago				

Nota: Los datos fueron obtenidos de Aldana et al. (2021); Defensoría del Pueblo (2020) y BCRP (2020).

Conforme se puede apreciar, las fechas de publicación del decreto difieren de las fechas de inicio de pago. En el caso de la primera entrega, el decreto se publicó el 16 de marzo y las transferencias se iniciaron el 23 de marzo; para la segunda entrega, la publicación del decreto tuvo lugar el 21 de abril, mientras que las transferencias iniciaron el 28 de abril.

No se puede cerrar el presente apartado siendo ajenos a los cuestionamientos que giraron en torno a esta medida, sobre todo al ser la primera que se ejecutó en medio de un sistema de protección social que no estaba preparado para atender una emergencia de esta magnitud. En ese sentido, a continuación, se mencionan algunas de las principales críticas sobre la distribución y entrega del *Bono yo me quedo en casa*.

Por un lado, Alcázar et al. (2021) sostienen que una de las principales limitaciones fue la desactualización de las bases de datos del SISFOH, cuya información, como se tenía

inicialmente previsto, se debía actualizar cada 4 años (para la zona urbana). No obstante, el último Empadronamiento Distrital de Población y Vivienda se realizó el 2013 (Defensoría del Pueblo, 2020; Alcázar et al., 2021) y se dispuso que las clasificaciones allí obtenidas tengan vigencia hasta el 30 de junio de 2020 (R.M. N° 328-2018-MIDIS). Según los mismos autores, en la entrega de este bono, los esfuerzos se centraron en identificar minuciosamente a los más pobres; sin embargo, con una data antigua y desactualizada, esto acabó generando un grave problema de exclusión. Así lo corroboran las cifras de la Contraloría General de la República (2020): en el pago de los primeros 380 soles se registró que, alrededor de 215 000 hogares que cumplían los requisitos fueron excluidos del beneficio.

Un problema adicional que se registró fue el retraso en el cobro del bono debido a, principalmente, la falta inclusión financiera y digital, sobre todo en la población pobre y adultos mayores. En relación a la inclusión financiera, el cobro a través del cajero estaba habilitado únicamente para los que contaran con una cuenta bancaria, de lo contrario, se debía ir de manera presencial al banco. Por otro lado, respecto a la digitalización, la población que no contaba con internet, que es sustancialmente grande en la zona urbana (ver Figura 4), no podía ingresar a la página web para averiguar si era o no beneficiario (Alcázar et al., 2021; Lagos y Rojas, 2021). Todo ello provocó la formación de largas colas, en un contexto donde, se supone, se debía evitar las aglomeraciones.

Sobre el bono recaen otros cuestionamientos relacionados al funcionamiento interno del MIDIS y su relación con otros organismos (Alcázar et al., 2021); sin embargo, al no ser imprescindibles para el desarrollo del presente estudio, no se ahondará en los mismos.

2.3.4. Bienestar en Tiempos de Covid-19

Expuestas las vulnerabilidades de la población de interés y reconociendo que, aunque necesarias, las medidas tomadas por el gobierno para frenar la propagación del Covid-19 fueron bastante drásticas, era indudable que, a pesar de las iniciativas de protección social, el bienestar de los hogares iba a sufrir deterioros.

De acuerdo con las bases teóricas presentadas, la alimentación, la salud y la educación son algunos de los aspectos más golpeados por la materialización de una crisis (ver Figura 1). En el marco del Covid-19, el Banco Mundial (2021), la CEPAL (2020) y Robles y Rossel (2021), reafirman este hecho para el contexto latinoamericano.

Bajo esta perspectiva, en los párrafos siguientes se presentarán las estadísticas correspondientes al ámbito peruano, con énfasis en la zona urbana.

- **Alimentación**

La paralización de las actividades económicas se tradujo en una sustancial caída del empleo y, por consiguiente, de los ingresos de la población. De acuerdo con Gamero y Perez (2020), la población ocupada en el área urbana cayó en 49%; asimismo, entre los meses de abril a junio de 2020, el ingreso laboral real promedio de la población que todavía estaba ocupada en dicha área sufrió una caída de más del 15% en relación al mismo periodo del año anterior, ubicándose por debajo de los 1600 soles. En la misma línea, una encuesta realizada por el INEI (2020e) a inicios de mayo de 2020, reveló que, en Lima Metropolitana y el Callao, el 63.5% de la población que aún continuaba ocupada afirmó haber sufrido disminuciones en sus ingresos, y el 41.9% de ellos reveló que esta disminución fue en más del 75%.

Producto de estas fuertes caídas en el empleo e ingresos, era previsible que la alimentación iba a ser uno de los factores más vulnerados (IEP, 2020). A continuación, se presentan las cifras que soportan esta afirmación.

Por un lado, las estadísticas de la encuesta del INEI (2020e) revelaron que, en Lima Metropolitana y el Callao, el 14% de hogares no había podido comprar alimentos ricos en proteínas (carne, pescado, huevos, etc.), y el 73% de ellos alegó que la falta de medios económicos era la principal razón. De acuerdo con Zegarra (2020), este porcentaje se traduce en aproximadamente 1 millón de personas afectadas, y si se extrapola esta cifra todo el ámbito urbano, se podría estar hablando de aproximadamente 3 millones de personas en riesgo alimentario. En la misma línea, la encuesta también puso en evidencia que el 77% de hogares entrevistados no estaban seguros de poder seguir pagando los alimentos que necesitaban en las cuatro semanas posteriores a la entrevista.

Por otro lado, y en coherencia con las cifras del INEI, una encuesta realizada por el IEP en mayo de 2020 mostró que, en Lima Metropolitana y el resto urbano, entre el 60% y 70% de los entrevistados afirmó haber reducido la cantidad de alimentos que consumían habitualmente en su hogar, más del 50% indicó disminuciones en la calidad de los alimentos, y más del 20% señaló haberse quedado sin alimentos por lo menos una vez entre abril y mayo de 2020 (IEP, 2020). La Tabla 15 muestra la información detallada.

Tabla 15*Amenazas a la seguridad alimentaria en el Perú – mayo de 2020*

Concepto	Ámbito	
	Lima	Resto Urbano
Redujo la cantidad de alimentos	60%	69%
Redujo la calidad de alimentos	56%	62%
Se quedó sin alimentos	25%	34%

Nota: Adaptado de *Desigualdad, vulnerabilidades y estrategias frente al Covid-19* (Sección III), por IEP, 2020 (<https://bit.ly/3hgcfp7>).

- **Salud: Contagios y Muertes por Covid-19**

El otorgamiento del *Bono yo me quedo en casa*, tal como se señala expresamente en el D. U. N°027-2020, tenía dos objetivos fuertemente relacionados: i) proteger económicamente a los hogares más afectados por las medidas promulgadas y con mayor exposición al riesgo de contagio y ii) garantizar el cumplimiento de dichas medidas para contener la propagación del virus. Sin embargo, en una población urbana con altos niveles de informalidad, escasa protección social preexistente, con el consumo alimentario en riesgo y con los grandes problemas de exclusión que presentaban los padrones de las transferencias monetarias, para muchas familias quedarse en casa parecía no ser una opción.

Según los registros del MINSA, a junio de 2020 se registraban 300 884 personas contagiadas por Covid-19 y, de estos, el 78.6% se encontraba en el área urbana⁴. Del mismo modo, a la misma fecha, las estadísticas indicaban el fallecimiento de 17101

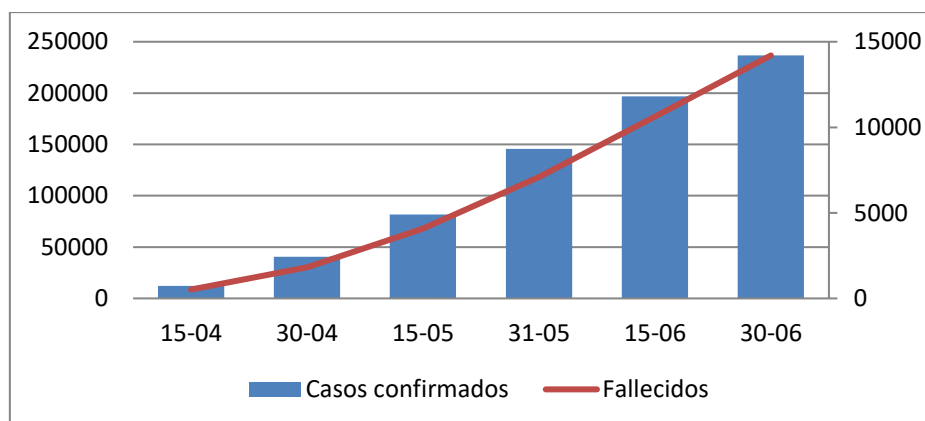
⁴ El porcentaje se obtuvo filtrando los datos nacionales de casos positivos a Covid-19 según el código ubigeo de las áreas urbanas que proporciona el INEI.

personas que habían dado positivo a Covid-19, y 83% de ellas pertenecía al área urbana⁵.

La Figura 6 muestra la evolución de contagios y muertes en el área urbana, de abril a junio de 2020.

Figura 6

Evolución de contagios y muertes en el área urbana - abril a junio de 2020



Nota: Adaptado de *Datos Abiertos de Covid-19*, por MINSA, 2022 (<https://www.datosabiertos.gob.pe/group/datos-abiertos-de-covid-19>).

Conforme se puede apreciar, pese a las medidas implementadas, en el área urbana los contagios y las muertes continuaron incrementándose exponencialmente. En este marco, el Perú, hasta agosto de 2020, era el segundo país de América Latina con más contagios y muertes por Covid-19, solo detrás de Brasil (Pighi, 2020).

- **Educación**

Conforme se evidenció en la sección 2.3.2, el sector educativo fue uno de los primeros en reaccionar ante la inminente amenaza del Covid-19. El cierre de escuelas y la enseñanza remota no estaban contemplados en las primeras medidas; sin embargo, ante un contexto sanitario cada vez más grave, no quedó otra opción. Este cambio abrupto,

⁵ El porcentaje se obtuvo filtrando los datos nacionales de fallecidos Covid-19 según el código ubigeo de las áreas urbanas que proporciona el INEI. Asimismo, se consideraron solo los criterios serológico y virológico, ya que son los únicos que garantizan que el occiso ha sido un caso confirmado de Covid-19 (R.M. N°095-2021-PCM).

combinado con las caídas en los ingresos y la brecha digital existente, provocó que una importante cantidad de niños y adolescentes no pudieran continuar con su educación.

En el ámbito urbano, el INEI (2020f) mostró que, en el segundo trimestre de 2020, en los tres niveles de EBR la tasa neta⁶ de asistencia escolar sufrió disminuciones en todos los niveles, respecto al mismo periodo de 2019. La Tabla 16 expone dicha información.

Tabla 16

Tasa neta de asistencia escolar en la zona urbana de abril a junio de 2019 y 2020.

(Porcentaje)

Nivel educativo/ Periodo	Abr-May- Jun 2019	Abr-May- Jun 2020
Inicial	95.8	81.1
Primaria	97.8	94.5
Secundaria	90.3	82.6

Nota: Adaptado de *Condiciones de vida en el Perú. Trimestre: Abril-Mayo-Junio 2020* (pp. 1-3), por INEI, 2020f (<https://www.gob.pe/institucion/inei/informes-publicaciones/3044573-condiciones-de-vida-en-el-peru-abril-mayo-junio-2020>).

Conforme se puede apreciar, en todos los niveles educativos se observan caídas en la tasa de asistencia; no obstante, estas son relativamente pequeñas y todas las cifras se mantienen por encima del 80%.

De acuerdo con la ENAHO, en el segundo trimestre de 2020, la principal razón detrás del abandono escolar en los niveles de primaria y secundaria fue los problemas económicos que enfrentó la población (ComexPeru, 2020). En la misma línea, tal como se mencionó anteriormente, otra de las grandes razones para la deserción fue la falta de

⁶ Hace referencia a la asistencia de la población con edad normativa al nivel educativo que le corresponde a la edad respecto a la población del mismo grupo etario. (INEI, 2020f)

conectividad (Banco Mundial, 2020). Estas afirmaciones son corroboradas por la encuesta que realizó el INEI a los hogares de Lima Metropolitana y Callao en mayo del 2020, en la cual, la falta de conexión a internet, la falta acceso a dispositivos adecuados y la carencia de medios económicos son las tres principales razones por las cuales los niños entre 6 y 18 años no participaban en la educación remota (INEI, 2020e).

2.4. Hipótesis

Sobre la base de la información expuesta, en esta sección se presentan las conjeturas que buscan responder preliminarmente a los problemas y objetivos de investigación planteados.

- *Hipótesis General: El Bono yo me quedo en casa tuvo efectos significativos en algunas variables asociadas al bienestar de los hogares beneficiarios.*

En primer lugar, siguiendo las bases teóricas que sustentan la investigación, en contextos de crisis, las redes de seguridad (conformadas por herramientas no contributivas, como el *Bono yo me quedo en casa*) juegan un papel protagónico en la protección de la ciudadanía ya que están orientadas a mitigar impactos socioeconómicos directamente relacionados con el bienestar de la población afectada (ver Figura 1), entendiendo al bienestar no como un concepto aislado sino, sobre todo en el marco de las políticas públicas, conformado por distintos aspectos relacionados a la alimentación, educación, salud, entre otros.

En segundo lugar, tal como se evidencia en los antecedentes que preceden este estudio, si bien la ausencia de impactos significativos sobre las variables asociadas al bienestar de los hogares se posiciona como el resultado más frecuente, no se descarta la existencia de variables sobre las cuales el bono pudo haber impactado significativamente. Por ejemplo, en el ámbito colombiano, los estudios de Gallego et al. (2021) y Londoño-Vélez y

Querubín (2020), demuestran que las transferencias monetarias no condicionadas analizadas lograron un impacto significativo sobre algunas variables relacionadas al gasto no alimentario, educación, salud, inclusión financiera, entre otros. Del mismo modo, en el contexto peruano, la investigación de Quispe et al. (2020) muestra que las transferencias recibidas durante el periodo de pandemia impactaron significativamente en la economía familiar.

En la misma línea, siguiendo las estadísticas presentadas en la sección referida al contexto, las consecuencias de la crisis del Covid-19 fueron profundas y masivas, afectando en mayor medida a la población pobre (CEPAL, 2020). No obstante, sin la intervención del gobierno el panorama pudo haber sido peor. En efecto, el estudio de Alcázar et al. (2021) revela que, a nivel nacional, los bonos otorgados en el contexto de pandemia lograron que la pobreza sea menor de lo que hubiera sido en ausencia de los mismos.

Por lo expuesto, tomando en consideración que el *Bono yo me quedo en casa* se posiciona como una herramienta no contributiva utilizada en un contexto de crisis y recordando que la esencia de una evaluación de impacto radica en comparar la situación con tratamiento con lo que hubiera pasado en ausencia del mismo, es razonable pensar que el bono en estudio pudo haber tenido efectos significativos sobre algunas variables asociadas al bienestar de los hogares beneficiarios.

- *Hipótesis 1: El Bono yo me quedo en casa no tuvo un impacto significativo sobre el consumo de alimentos en los hogares beneficiarios.*

La alimentación, medida a través de distintos indicadores, ha sido objeto de interés de la mayoría de los estudios que anteceden la presente investigación. No obstante, para cada una de las transferencias monetarias que analizan, todos ellos evidencian que no se ha

logrado obtener impactos significativos sobre este aspecto, en ninguna de sus medidas. Por ejemplo, el estudio de Aldana et al. (2021), desarrollado para el ámbito nacional (urbano y rural), revela que los bonos otorgados en pandemia (incluyendo el *Bono yo me quedo en casa*) no tuvieron impactos significativos sobre la seguridad alimentaria de los hogares beneficiarios. En la misma línea, la investigación de Gallego et al. (2021), aunque realizada para el ámbito colombiano, evalúa el impacto de una transferencia monetaria no condicionada orientada a los hogares pobres y vulnerables (similar al *Bono yo me quedo en casa*) sobre la alimentación y, nuevamente, no se encuentran resultados significativos sobre ninguno de los indicadores asociados a dicha dimensión.

Orientando el análisis hacia las estadísticas descriptivas, los resultados de la encuesta realizada por el IEP (2020) muestran que, a mayo de 2020 (luego de haberse iniciado los dos pagos asociados al *Bono yo me quedo en casa*), en Lima y el resto urbano, el 60% y 69% de los hogares entrevistados, respectivamente, afirmó haber reducido la cantidad de alimentos que consumía. Este hecho puede ser señal de que, aún con la presencia del bono, el deterioro en la alimentación fue masivo, sobre todo si se toma en consideración que no se puede discernir entre los entrevistados que se encontraban en situación de pobreza y los que no.

Los argumentos expuestos sugieren que la transferencia monetaria analizada parece no haber tenido impactos significativos sobre la situación alimentaria de los hogares beneficiarios.

- *Hipótesis 2: El Bono yo me quedo en casa no tuvo un impacto significativo sobre el contagio por Covid-19 en los hogares beneficiarios.*

De acuerdo con Ñopo (2020), la precariedad laboral generada por los altos niveles de informalidad provocó que, a pesar de las medidas de confinamiento y distanciamiento

social, se mantuviera la necesidad de seguir saliendo a trabajar en las calles. Ante este escenario, uno de los objetivos del bono en estudio fue aliviar económicamente a los hogares más afectados de modo que sus miembros puedan quedarse en casa. Sin embargo, a pesar del esfuerzo del gobierno, los contagios y muertes en el área urbana continuaron incrementándose exponencialmente (ver Figura 6) y, a agosto de 2020, el Perú era segundo país de América Latina con más contagios por Covid-19 (Pighi, 2020). Asimismo, considerando que más del 70% de contagios y muertes se registraban en las zonas urbanas, y sabiendo que el *Bono yo me quedo en casa* estaba dirigido a hogares de dicho ámbito, es razonable suponer que la transferencia no ha logrado impactos significativos.

Otra de las razones que respalda la presente hipótesis es la escasa inclusión financiera y digital de la población beneficiaria responsable de propiciar la formación de largas colas para el cobro del bono. En este sentido, si bien uno de los objetivos de la transferencia fue garantizar que se cumplan las medidas de confinamiento y distanciamiento social para contener la propagación del virus, los aspectos mencionados hacen lógico pensar que no se cumplió dicho propósito.

- *Hipótesis 3: El Bono yo me quedo en casa sí tuvo un impacto favorable y significativo sobre la asistencia escolar en los hogares beneficiarios.*

Por un lado, la presente conjetura se basa en los resultados que se encontraron en las investigaciones que anteceden el presente estudio, en las cuales la dimensión educativa fue una de las pocas en las que las transferencias monetarias registraron impactos positivos y significativos. Por ejemplo, la investigación de Gallego et al. (2021) evidenció que el programa Ingreso Solidario impactó positivamente en la cantidad de tiempo dedicado al estudio. Del mismo modo, Londoño-Vélez y Querubín (2020) evidenciaron

que la transferencia monetaria que analizaron tuvo una influencia positiva en algunas variables asociadas a la inversión de los padres en la educación de sus hijos.

Por otro lado, las estadísticas que se presentaron en la sección asociada al contexto revelaron que, si bien hubo disminuciones en la tasa de asistencia escolar, en el ámbito urbano estas fueron relativamente pequeñas y, en todos los niveles educativos, la asistencia se mantuvo por encima del 80%. En este marco, considerando que una de las principales razones para la falta de asistencia a clases fueron los escasos medios económicos y que el *Bono yo me quedo en casa* tuvo como objetivo aliviar económicamente a los hogares, es razonable suponer que dicha transferencia pudo haber logrado un impacto positivo y significativo sobre la educación.

En el mismo sentido, si bien no se tiene evidencia para el ámbito nacional, el hecho de que Londoño-Vélez y Querubín (2020) hayan encontrado que una transferencia monetaria en el contexto del Covid-19 impulsa la inversión de los padres en la educación de sus hijos, lleva a pensar que el bono en estudio pudo haber ayudado a adquirir algunas herramientas que los miembros en edad escolar necesitaban para continuar con su formación educativa.

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA

3.1. Diseño de la Investigación

La presente investigación se enmarca dentro del enfoque cuantitativo con un diseño no experimental-transversal y un alcance explicativo.

En primer lugar, posee un enfoque cuantitativo dado que la recolección de datos gira en torno a la medición y, para el análisis de los mismos, se hará uso de técnicas estadísticas y econométricas. En segundo lugar, es de tipo no experimental debido a que no existe una asignación aleatoria entre los grupos de tratados y no tratados y el investigador ha observado los datos una vez que la intervención ya se había materializado. Del mismo modo, es transversal ya que el análisis se realizará para un determinado grupo de hogares en un único momento en el tiempo. Finalmente, en virtud de que el objetivo es examinar la existencia de efectos o impactos causales de una intervención pública sobre determinadas variables representativas del bienestar de los hogares, el estudio tiene un alcance explicativo.

3.2. Población y Muestra

3.2.1. Población

Conforme lo señala Hernández et al. (2014), previo a la delimitación de la población es necesario definir la unidad de análisis. En este sentido, para la presente investigación, las unidades de estudio serán los hogares peruanos que han sido o no beneficiarios del *Bono yo me quedo en casa* y de ningún otro apoyo gubernamental monetario en el marco de la emergencia sanitaria. Por un lado, es necesario resaltar que, a causa de que el análisis de evaluación de impacto exige la existencia de un grupo de tratamiento y un grupo de control, se consideran tanto a hogares beneficiarios como no beneficiarios para la formación de ambos grupos, respectivamente. De otro lado, para evitar que las

estimaciones se vean distorsionadas, es imprescindible descartar a aquellos hogares que recibieron una ayuda monetaria distinta a la del bono en estudio.

Sobre la base de lo expuesto, y tomando en consideración los argumentos presentados en la sección 1.5, la población está conformada por todos los hogares peruanos del ámbito urbano que hayan sido o no beneficiarios del *Bono yo me quedo en casa* y de ningún otro apoyo gubernamental monetario relacionado al Covid-19, durante el periodo de marzo a junio de 2020.

3.2.2. Muestra

La muestra se posiciona como no probabilística debido a que, convenientemente, para garantizar el uso de instrumento de medición fiable y generalmente aceptado y lograr la representatividad a nivel nacional, se utilizará como fuente principal de información a la base microeconómica más importante en el ámbito peruano: la ENAHO. En este sentido, la muestra estará conformada por todos los hogares peruanos del área urbana, beneficiarios o no del *Bono yo me quedo en casa* y de ningún otro apoyo gubernamental monetario relacionado al Covid-19, que hayan participado en la ENAHO 2020 entre los meses de marzo a junio de dicho año.

La Tabla 17 muestra la cantidad de hogares que se utilizarán en cada uno de los horizontes temporales a analizar.

Tabla 17*Cantidad de muestra a analizar en función al horizonte temporal*

Variable de resultado	Horizonte temporal	Cantidad de hogares
Consumo alimentario	Marzo – Abril de 2020	1573
	Marzo – Junio de 2020	3953
Contagio por Covid-19	Marzo – Abril de 2020	1573
	Marzo – Junio de 2020	3953
Asistencia escolar	Marzo – Abril de 2020	762
	Marzo – Junio de 2020	1936

En la sección 3.4.1 se exponen las razones por las cuales, para cada variable de resultado, se trabaja con dos horizontes temporales.

3.3. Método de Análisis de Datos

3.3.1. La Técnica de *Propensity Score Matching*

La base metodológica sobre la que se respalda la presente investigación es la técnica de *Propensity Score Matching (PSM)*. Al respecto, de acuerdo con Gertler et al. (2016), la idea básica de las técnicas de *matching* gira en torno a la construcción del grupo de control a partir de la identificación de clones para cada una de las unidades tratadas. Los clones son las unidades no tratadas que, en función a sus características observables, se asemejan lo mejor posible a cada unidad del grupo de tratamiento (Bernal y Peña, 2011). De este modo, el objetivo final de buscar clones es lograr el balance requerido entre los grupos de tratamiento y control.

Siguiendo a Caliendo y Kopeinig (2008), la implementación de esta técnica requiere del cumplimiento de dos supuestos: la independencia condicional y el soporte común.

El supuesto de independencia condicional señala que, dadas todas las variables observables relevantes, los resultados potenciales (de ser tratados o no) del grupo de tratamiento y control deberían ser independientes de la exposición a la intervención

(Caliendo y Kopeinig, 2008). Es importante notar que sobre este requisito ya se ha hablado anteriormente, en la sección referida a la literatura sobre la evaluación de impacto (ecuaciones 4 y 5); no obstante, a diferencia del marco literario general (en donde las variables relevantes podían ser observables o inobservables), el *PSM* supone que existe una selección en observables; es decir, todas las variables relevantes deben ser observadas por el investigador (Bernal y Peña, 2011).

Una dificultad en torno a este supuesto es que, si se tiene un conjunto de variables observables demasiado amplio y/o variables continuas, resultará casi imposible encontrar observaciones del grupo de control que coincidan con una unidad de tratamiento en todas y cada una de estas variables, a este problema se le conoce como la maldición de la multidimensionalidad (Gertler et al., 2016). No obstante, Rosenbaum y Rubin (1983) solucionan este problema demostrando que, si la independencia condicional se cumple para el conjunto de variables observables, también se cumplirá para el *propensity score* (probabilidad de que el individuo reciba el tratamiento en función a las variables observables relevantes). De este modo, el supuesto de independencia condicional se expresa como:

$$Y^1, Y^0 \perp D | P(X) \dots (8)$$

Donde Y^1 e Y^0 representan los resultados potenciales de participar y no participar en el tratamiento, respectivamente; D es una variable binaria que representa la participación en el tratamiento; X es el vector que contiene a las características observables relevantes y $P(X)$ es el *propensity score*.

Bajo esta perspectiva, la búsqueda de clones ya no se centra en las variables observables relevantes per se, sino en la probabilidad de participar en el programa en función a dichas variables. Dicho de otro modo, para cada unidad tratada, los clones serán

aquellas observaciones del grupo de no tratados que tengan una probabilidad de participar en el programa muy similar a la de la unidad tratada.

Por otro lado, el supuesto de soporte común requiere que, condicionada al conjunto de variables observables relevantes, la predicción no sea perfecta (Caliendo y Kopeinig, 2008). Formalmente, el presente supuesto se expresa del siguiente modo:

$$0 < P(D = 1|X) < 1 \dots (9)$$

Donde X representa al conjunto de variables observables relevantes.

En otras palabras, la condición de soporte común señala que deben existir individuos con las mismas características observables que potencial y creíblemente puedan formar parte tanto del grupo de tratamiento como del de control (Bernal y Peña, 2011). Por el contrario, en el caso extremo, si para algunos valores del conjunto X la probabilidad de participar (o no participar) es 1 (o 0), observaciones con tales características no podrán ser utilizadas en el análisis (Caliendo y Kopeinig, 2008).

En el marco de estos dos supuestos, la elección de esta técnica para la realización del presente estudio, se basa en las siguientes razones:

Por un lado, de acuerdo con lo evidenciado en el contexto, dos pilares fueron los que determinaron la participación de los hogares en el bono en estudio: i) la identificación de beneficiarios por parte del gobierno, en función a criterios de pobreza y ubicación geográfica, y ii) la materialización del cobro del bono por parte los hogares beneficiarios. En ambos casos, tomando como base la literatura y el contexto, las variables intervinientes se configuran como observables. Sobre este punto se profundiza en la sección 3.4.3.

Por otro lado, en relación al soporte común, tal como señalan Caliendo y Kopeinig (2008), para sostener este supuesto la participación en el tratamiento debe estar dotada de cierta aleatoriedad que elimine la predicción perfecta. En este sentido, los problemas de exclusión e inclusión que se experimentaron en la entrega de este bono otorgan la aleatoriedad necesaria para encontrar en los grupos de tratamiento y control, individuos similares con probabilidades en el intervalo abierto de 0 y 1 de ser o no participantes.

Finalmente, otra de las razones por las que se eligió usar esta metodología es que la ENAHO proporciona una amplia y representativa base de datos de corte transversal. En contraste, respecto a los datos panel, las investigaciones microeconómicas que hacen uso de dichas bases resultan socavando su validez externa. Ejemplo de ello es el estudio de Calvo (2008) quien, al utilizar 5 periodos, obtuvo una muestra de 272 hogares a nivel nacional.

3.3.2. Estrategia de Estimación

En coherencia con el objetivo general planteado, en el presente estudio se investiga si hubo o no un impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre un conjunto de indicadores asociados al bienestar de los hogares beneficiarios. En este sentido, el foco de análisis recae sobre los hogares tratados y, dado que la intervención fue focalizada, siguiendo la literatura presentada, la estrategia de estimación que se alinea con estos propósitos y características es el efecto promedio de tratamiento en los tratados (*ATT*, por sus siglas en inglés).

Siguiendo a Bernal y Peña (2011) y Caliendo y Kopeinig (2008), en el contexto de *PSM*, una vez justificados los supuestos ya presentados y equilibrados los grupos de tratamiento y control, el *ATT* se calcula a través de la siguiente expresión:

$$\tau_{ATT}^{PSM} = E_{P_i(X)|D_i=1} \{E[Y_i^1|D_i = 1, P_i(X)] - E[Y_i^0|D_i = 0, P_i(X)]\} \dots (10)$$

Donde $P_i(X)$ representa la probabilidad de participar en el tratamiento que posee la observación i , dadas las variables observables relevantes, también conocido como *propensity score*.

Conforme se puede apreciar, la ecuación pone énfasis en los individuos tratados ($P_i(X)|D_i = 1$) y calcula el *ATT* como la diferencia entre los resultados promedio de los individuos del grupo de tratamiento y control, ambos condicionados al *propensity score*.

Es necesario resaltar que el cálculo de la estimación del contrafactual ($E[Y_i^0|D_i = 0, P_i(X)]$) no es única, sino dependerá del algoritmo de *matching* que se elija (Bernal y Peña, 2011). Sobre este tema se ahondará más adelante.

3.3.3. Procedimiento para la Implementación del PSM

En este apartado se describirá el marco metodológico de los pasos que se seguirán en el presente estudio para la implementación de la técnica en cuestión.

- **Estimación del *Propensity Score***

De acuerdo con Bernal y Peña (2011), y Caliendo y Kopeinig (2008), para la estimación del *propensity score* se necesita tomar decisiones respecto a dos cuestiones: el modelo a utilizar y las variables a considerar.

En relación al modelo a utilizar, si la variable de tratamiento es binaria (como es el caso del *Bono yo me quedo en casa*), los modelos *logit* y *probit* son preferidos a los de probabilidad lineal y, entre ellos, la decisión de cuál usar no es importante ya que en ambos los resultados suelen ser parecidos (Bernal y Peña, 2011 y Caliendo y Kopeinig, 2008).

En contraste a la decisión anterior, la elección de variables sí es una decisión crítica ya que de ellas dependerá que se pueda justificar creíblemente el supuesto de

independencia condicional. Para este propósito, se debe prestar atención a los siguientes puntos.

En primer lugar, como se mencionó anteriormente, el *PSM* asume que todas las variables relevantes son observables y, en este marco, no existe ninguna técnica estadística que pueda garantizar que este supuesto se cumpla. Ante esta dificultad Bernal y Peña (2011) señalan que, para justificar esta asunción, se debe apelar al conocimiento sobre las características propias de la intervención que se está analizando, en especial a los criterios de focalización que utiliza y la reacción de los potenciales beneficiarios. En la misma línea, Caliendo y Kopeinig (2008) indican que la calidad de las bases de datos es crucial para que el investigador pueda obtener todas las variables que necesita. De manera similar, Steiner y Cook (2013) señalan que se debe confiar, entre otros, en opiniones de expertos, en las investigaciones relacionadas al proceso de selección y en el sentido común.

En segundo lugar, tomando en consideración la naturaleza del supuesto de independencia condicional (controlar las variables que influyen en el tratamiento para lograr que los resultados potenciales sean independientes al mismo), Bernal y Peña (2011), Caliendo y Kopeinig (2008), Neal (2020), Steiner y Cook (2013), entre otros, señalan que es recomendable que las variables que se incluyan en el modelo estén simultáneamente asociadas al tratamiento y a los resultados potenciales. Los peligros de hacer caso omiso a esta recomendación son que, tal como señalan Bryson et al. (2002), una sobreparametrización del modelo puede dificultar, innecesariamente, el cumplimiento del supuesto de soporte común y, por otro lado, si bien no genera sesgos, sí puede incrementar la varianza, especialmente cuando la muestra es pequeña.

En tercer lugar, es necesario que las variables elegidas no sean plausibles de estar afectadas por el tratamiento o por la anticipación al mismo (Bernal y Peña, 2011). En este sentido, es ideal que se incluyan variables estables en el tiempo y variables medidas antes de la asignación al tratamiento (Bernal y Peña, 2011; Caliendo y Kopeinig, 2008; Steiner y Cook, 2013)

- **Evaluación del supuesto de soporte común**

Conforme a lo expuesto anteriormente, el segundo supuesto sustancial sobre el que se soporta la aplicación del *PSM* es el soporte común, por ello es vital evaluar la plausibilidad del mismo.

En el caso particular del *ATT*, el interés se orienta a si se podrán encontrar en el grupo no tratado observaciones suficientemente similares (en términos del *propensity score*) a las del grupo de tratamiento y, por consecuencia, si será confiable aplicar el método tal y como se ha definido (Bernal y Peña, 2011; Caliendo y Kopeinig, 2008).

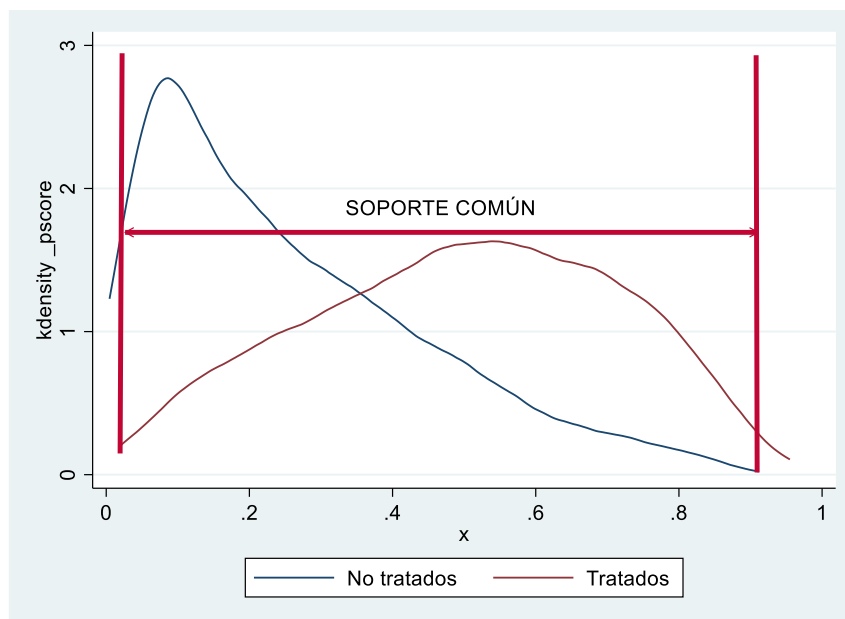
La inspección visual de los histogramas y de la superposición de las funciones de densidad del *propensity score* de los grupos tratado y no tratado es una práctica usual y sencilla de evaluar el soporte común (Bernal y Peña, 2011; Lechner, 2008).

Como complemento al análisis gráfico, existen criterios numéricos que permiten determinar la zona de región común. Uno de los más conocidos es la comparación de mínimos y máximos. Según esta técnica, el soporte común está delimitado por el máximo de los *propensity score* del límite inferior y el mínimo de los del límite superior; de este modo, las observaciones que caen fuera de este rango son descartadas del análisis (Caliendo y Kopeinig, 2008).

A continuación, la Figura 7 muestra un ejemplo gráfico de la superposición de las funciones de densidad y el razonamiento detrás del criterio de mínimos y máximos para la determinación del área de soporte común.

Figura 7

Representación gráfica del área de soporte común



Conforme se puede apreciar, en el límite inferior, el grupo tratado presenta un *propensity score* mayor que el del grupo no tratado (en el eje de abscisas, el *propensity score* mínimo del grupo tratado se encuentra a la derecha del correspondiente al grupo no tratado). En este sentido, siguiendo el criterio analizado, se establece como punto de partida del área de soporte común al mayor de dichos puntajes, en este caso, el correspondiente al grupo de tratados. Del mismo modo, en el límite superior, el grupo no tratado presenta el puntaje relativamente más bajo (en el eje de abscisas, el *propensity score* máximo del grupo no tratado se encuentra a la izquierda del correspondiente al grupo tratado), por lo que, siguiendo nuevamente el criterio, la región común se acota a dicho puntaje.

Ambos criterios (visual y mínimos y máximos) deben ser analizados con cautela ya que pueden ser engañosos si hay áreas dentro del soporte común en las que la densidad es nula (Bernal y Peña, 2011).

Finalmente, de acuerdo con Bernal y Peña (2011), si el porcentaje de observaciones dentro de la región común es alto, es más probable que la precisión de las estimaciones sea mejor. Si, por el contrario, se dejan a muchas observaciones fuera del soporte común, los resultados deben interpretarse con cautela ya que se podría poner en riesgo la validez externa del estudio.

- **Ejecución de distintos algoritmos de *matching***

Tal como se advirtió en párrafos anteriores, en el cálculo del *ATT* (ecuación 10), la estimación contrafactual dependerá del algoritmo de *matching* que se elija (Bernal y Peña, 2011). Al respecto, desde la perspectiva de Caliendo y Kopeinig (2008), la diferencia entre dichos algoritmos reposa sobre dos puntos: i) la forma en que se seleccionan los clones y ii) la ponderación que recibe cada clon.

Sobre esta base, siguiendo a Bernal y Peña (2011) y Caliendo y Kopeinig (2008), los algoritmos de *matching* más utilizados son el vecino (o vecinos) más cercano, el emparejamiento por distancia máxima y el *kernel matching*. A continuación, se describe cada uno de ellos.

La técnica del vecino (o vecinos) más cercano consiste en buscar, para cada unidad tratada, una o más observaciones no tratadas que, en términos del *propensity score*, sean las más cercanas a la observación tratada (Caliendo y Kopeinig, 2008). Formalmente, de acuerdo con Bernal y Peña (2011), si se usa un solo vecino más cercano, la elección se realiza a través del siguiente criterio:

$$C(i) = \{j \in D = 0 \mid \arg \min_j \|P_i(X) - P_j(X)\|\} \dots (11)$$

Donde j representa al vecino más cercano e i a la unidad tratada analizada. La misma lógica se extrapola para el uso de más de un vecino más cercano.

En base a este razonamiento, siguiendo a Dehejia y Wahba (2002), el *ATT* se calcularía del siguiente modo:

$$\tau_{ATT}^{PSM-VC}|_{D=1} = \frac{1}{N_T} \sum_{i \in T}^{N_T} \left(Y_i - \frac{1}{J_i} \sum_{j_i \in C} Y_j \right) \dots (12)$$

Donde N_T es el número total de unidades tratadas que se van a analizar, i representa a cada unidad tratada a analizar, T y C hace referencia al grupo de tratamiento y control, respectivamente, J_i es el conjunto de vecinos más cercanos escogidos para la unidad tratada i y Y_i e Y_j representan los resultados observados para la unidad tratada y el clon, respectivamente.

Nótese que, si se utiliza solo a un vecino, la segunda sumatoria se reemplaza por el resultado del clon más cercano y el peso de ese único clon será de 100%. Por el contrario, si se utiliza más de un vecino más cercano, el contrafactual será el promedio ponderado de los resultados observados de todos los vecinos considerados, y cada uno recibirá un peso uniforme.

La decisión en torno a si se debe utilizar uno o más vecinos cercanos se basa en una compensación entre sesgo y varianza (Bernal y Peña, 2011). Si se utiliza más de un vecino, por un lado, se observan reducciones en la varianza debido al uso de más información; sin embargo, se corre el riesgo de incluir a observaciones que están relativamente alejadas de la unidad tratada por lo que se puede incrementar el sesgo. En

este sentido hay que ser cautelosos sobre la cantidad de vecinos que se van a utilizar (Caliendo y Kopeinig, 2008).

Finalmente, el método se puede ejecutar con o sin reemplazo. Si se opta por el método sin reemplazo, se debe tener sumo cuidado con el ordenamiento de los datos, se recomienda que este sea aleatorio (Caliendo y Kopeinig, 2008). Por otro lado, en la técnica con reemplazo, nuevamente se enfrenta el balance entre sesgo y varianza: se reduce el sesgo debido a que mejora la calidad de emparejamiento al permitir que una unidad de control sea clon de más de una unidad tratada, pero aumenta la varianza ya que se reduce la cantidad de controles diferentes a utilizar. Entre estas opciones, la más habitual es la que permite el reemplazo (Bernal y Peña, 2011).

Continuando con los algoritmos de *matching*, el emparejamiento por distancia máxima comprende dos variantes: *caliper* y *radius matching* (Caliendo y Kopeinig, 2008).

Aún si se utiliza solo un vecino cercano, se corre el riesgo de que este no se encuentre lo suficientemente cerca de la unidad tratada, en términos de su *propensity score*, para ser considerado un buen clon. En este sentido, el *caliper* busca solucionar este problema imponiendo un nivel máximo de distancia que debería haber entre los *propensity score* de la unidad tratada y su potencial clon. De este modo, una o más unidades del grupo de control pueden configurarse como clones de una determinada unidad tratada si su *propensity score* cae dentro del *caliper* establecido y es el más próximo a la unidad de tratamiento. Asimismo, es necesario remarcar que, en esta técnica, también se enfrenta un *trade-off* entre sesgo y varianza (Caliendo y Kopeinig, 2008).

En relación al *radius matching*, la lógica detrás es muy parecida a la del *caliper*, la diferencia radica en que el presente algoritmo no se limita a utilizar un número determinado de vecinos, sino permite que se utilicen a todos los vecinos cuyo *propensity*

score esté dentro de la distancia establecida, dando una ponderación uniforme a cada uno de ellos. De esta forma, mantiene las ventajas de utilizar más de un vecino cercano atenuando, además, la probabilidad de elegir controles que estén relativamente alejados (Caliendo y Kopeinig, 2008).

Para cualquiera de las variantes de distancia máxima, Bernal y Peña (2011) ofrecen una representación matemática formal:

$$C(i) = \{j \in D = 0 \mid \|P_i(X) - P_j(X)\| \leq k\} \dots (13)$$

Donde k es el nivel de distancia máxima elegida.

La representación del cálculo del *ATT* es similar a la presentada en la ecuación (12), ya que solo ha cambiado el criterio mediante el cual se eligen los clones.

La controversia que gira en torno a estos algoritmos de distancia máxima es justamente qué distancia escoger y, ante esto, no hay un método que permita encontrar el calibrador óptimo (Bernal y Peña, 2011). En este marco, es recomendable probar con distintas distancias.

El último algoritmo del que se ocupará el presente estudio es el *kernel matching*. Al igual que el vecino más cercano y el *radius marching*, esta técnica construye el contrafactual utilizando el promedio ponderado de todas o algunas⁷ de las unidades no tratadas. La diferencia radica en que la ponderación que se otorgan a los clones no es necesariamente uniforme, sino depende de una función ponderadora que, generalmente, otorga un mayor peso a las unidades no tratadas cuyo *propensity score* se encuentre más

⁷ Dependiendo del ancho de banda que se establezca

cerca al de la unidad de tratamiento y viceversa (Caliendo y Kopeinig, 2008; Bernal y Peña, 2011).

En este sentido, de acuerdo con Bernal y Peña (2011), la estimación del *ATT* se realizará a través de la siguiente expresión:

$$\tau_{ATT}^{PSM-Kernel}|_{D=1} = \frac{1}{N_T} \left\{ \sum_{i \in T} \left[(Y_i) - \sum_{j \in C} w_{ij} (Y_j) \right] \right\} \dots (14)$$

Donde w_{ij} es el peso que se le otorga a cada unidad no tratada considerada y depende de la distancia que haya entre los *propensity score* de la unidad de tratamiento y de las unidades de control. Formalmente, se halla de la siguiente manera:

$$w_{ij} = \frac{K\left(\frac{P_j(X) - P_i(X)}{h}\right)}{\sum_{j=1}^J K\left(\frac{P_j(X) - P_i(X)}{h}\right)} \dots (15)$$

Donde $K(.)$ Toma distintas formas dependiendo de la función *kernel* que se utilice, h representa el ancho de banda que se establecerá y J es el número total de controles que se tomarán en el cálculo (Bernal y Peña, 2011).

En base a lo expuesto, surgen dos decisiones que el investigador debe tomar: i) la elección de la función *kernel* y ii) el ancho de banda.

Respecto a la elección de la función ponderadora, siguiendo a DiNardo y Tobias (2001), esta es poco importante en la práctica ya que todas arrojan una función de densidad similar. Por otro lado, en relación al ancho de banda tampoco existe un mecanismo para poder determinarlo; no obstante, se debe tener en cuenta que su elección también conlleva a un contrapeso entre sesgo y varianza: un mayor ancho de banda reduce la varianza al usar más información, pero sesga la estimación (Caliendo y Kopeinig,

2008). Bernal y Peña (2011) señalan que el ancho debe ser menor conforme se incrementa la muestra.

Luego de haber descrito los algoritmos de *matching* surge la pregunta de ¿cuál elegir? Bryson et al. (2002) señalan que no hay un algoritmo que sea pueda calificar como el mejor ya que el performance de cada uno variará en cada situación, dependiendo en gran medida de la calidad de los datos. No obstante, es recomendable probar con los distintos algoritmos a fin de averiguar si los resultados son similares; si no lo son, se debería investigar las razones que provocan este hecho.

Sin perjuicio de lo expuesto, Stuart (2010) señala que un criterio adecuado para elegir el algoritmo de *matching* es evaluar el balance logrado entre los grupos de tratamiento y control, en función a las variables relevantes observadas que se incluyeron. En específico, el algoritmo que arroje la mayor cantidad de variables observadas con diferencias de media estandarizadas más pequeñas será el elegido. Sobre las diferencias de media estandarizadas se hablará en la siguiente sección.

- **Evaluación de la calidad del *matching***

Conforme a lo expuesto en el marco teórico, para estimar adecuadamente los efectos de un programa, se debe garantizar el supuesto fundamental de que los grupos son comparables. En el caso específico de un estudio observacional, el supuesto se sostiene solo si se logran controlar todas las variables relevantes (Neal, 2020).

En este sentido, en el marco de la técnica de *PSM*, si bien la estimación de los efectos de un programa se realiza sobre la base del *propensity score*, no se debe ignorar que el insumo principal son las variables relevantes observadas que se utilizaron en su estimación. En consecuencia, siguiendo la literatura citada, para evaluar la calidad del

proceso de *matching* y elegir el mejor algoritmo, es necesario verificar que se hayan logrado balancear los grupos de tratamiento y control en función a las variables relevantes consideradas (Caliendo y Kopeinig, 2008; Bernal y Peña, 2011).

De acuerdo con Steiner y Cook (2013), utilizar distribuciones multivariadas de las variables relevantes para verificar el balance de grupos es una tarea prácticamente imposible, sobre todo si la dimensionalidad del vector de dichas variables es grande. Ante esta limitación, los enfoques que actualmente se utilizan verifican el equilibrio entre los grupos analizando cada variable relevante de manera individual.

El método de diferencia de medias estandarizada, propuesto por Rosenbaum y Rubin (1985), es el enfoque más utilizado para comprobar el balance de grupos (Steiner y Cook, 2013). De acuerdo con Caliendo y Kopeinig (2008), para cada una de las variables observadas relevantes, el cálculo se realiza antes y después del *match* a través de las siguientes expresiones:

$$\text{Antes: } 100 * \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_0}{\sqrt{0.5 \left((V_1(x) + V_0(x)) \right)}} \dots (16)$$

$$\text{Después: } 100 * \frac{\bar{x}_{1M} - \bar{x}_{0M}}{\sqrt{0.5 \left((V_{1M}(x) + V_{0M}(x)) \right)}} \dots (17)$$

Donde $\bar{x}_i$ y $V_i(x)$ representan, respectivamente, la media y varianza de una variable relevante para los grupos de tratamiento ($i = 1$) y control ($i = 0$). Por su parte, $\bar{x}_{iM}$ y $V_{iM}(x)$, tienen la misma interpretación, pero están acotadas solo a la muestra emparejada.

De las ecuaciones presentadas, se puede inferir que el sesgo estandarizado para cada variable relevante es el porcentaje que representa la distancia entre las medias de cada

grupo con respecto a la raíz cuadrada del promedio de las varianzas (Caliendo y Kopeinig, 2008).

Intuitivamente, se espera que antes del *match* (ecuación 16) haya diferencias considerables entre los grupos; no obstante; después del *match*, estas diferencias deberían reducirse sustancialmente (Steiner y Cook, 2013). Como es casi imposible lograr una diferencia promedio exactamente igual a 0 en todas las variables relevantes, resulta importante preguntarse cuan baja debe ser la medida después del *match*, para considerar que el proceso fue exitoso. De acuerdo con Caliendo y Kopeinig (2008) no hay un umbral establecido; sin embargo, desviaciones del 5% o menos (en valor absoluto) son comúnmente aceptadas.

Otra técnica relacionada a la evaluación del balance entre grupos es la prueba T de *Student*, cuya idea básica radica en comprobar si existe una diferencia significativa entre la media de cada variable relevante entre los grupos de tratamiento y control (Rosenbaum y Rubin, 1985). Naturalmente, se espera que, luego del *match*, no existan diferencias significativas.

Un último enfoque del que se ocupará el estudio es el de la significancia conjunta y pseudo- R^2 . El razonamiento detrás del balance de grupos es que, una vez construido el grupo de control (en función del *propensity score* y el algoritmo de *matching*), las variables relevantes deberían ser independientes de la exposición al tratamiento (Rosenbaum y Rubin, 1983). Sobre esta base, Sianesi (2004) señala que, si después del *match*, se regresa nuevamente el modelo que estima el *propensity score*, las variables relevantes no deberían ser importantes en la estimación, hecho que se reflejaría en un pseudo- R^2 bajo y una significancia estadística conjunta nula.

Finalmente, conforme lo señalan Steiner y Cook (2013) y Caliendo y Kopeinig (2008), una vez justificados los supuestos de independencia condicional y soporte común, la verificación del balance de grupos también es importante para sostener que el modelo utilizado está adecuadamente especificado.

- **Estimación de los errores estándar**

Una vez justificados los supuestos de independencia condicional y soporte común y elegidos el (o los) algoritmo de *matching* que logra el mejor balance entre los grupos de tratamiento y control, la estimación del *ATT* sigue la forma general propuesta en la ecuación 10. No obstante, el proceso no culmina aquí, sino se debe también evaluar la significancia estadística del impacto obtenido y, para ello, es necesario conocer los errores estándar.

La dificultad que trae consigo el cálculo de los errores estándar del impacto promedio estimado es que, a priori, solo se considera la aleatoriedad proveniente de las observaciones y no se presta atención al hecho que cada resultado contrafactual utilizado depende de una estimación (para calcularlo se usaron a los clones elegidos en función al *propensity score* estimado) y, en el caso de algoritmos sin reemplazo, tampoco se tiene en cuenta al ordenamiento de la población. En otras palabras, los clones se toman como fijos (Caliendo y Kopeining, 2008). En este sentido, de acuerdo con Caliendo y Kopeinig (2008); Stuart (2010) y Bernal y Peña (2011), un método ampliamente usado para superar la dificultad presentada es la de *bootstrapping*.

El *bootstrapping* es una técnica de remuestreo con reemplazo que busca formar, a partir de la muestra original, *N* muestras aleatorias del mismo tamaño con el objetivo de estimar la distribución del estimador o estadístico de interés (Horowitz, 2019). En el contexto del *PSM*, la técnica replica los resultados ejecutando, para cada muestra, todo el

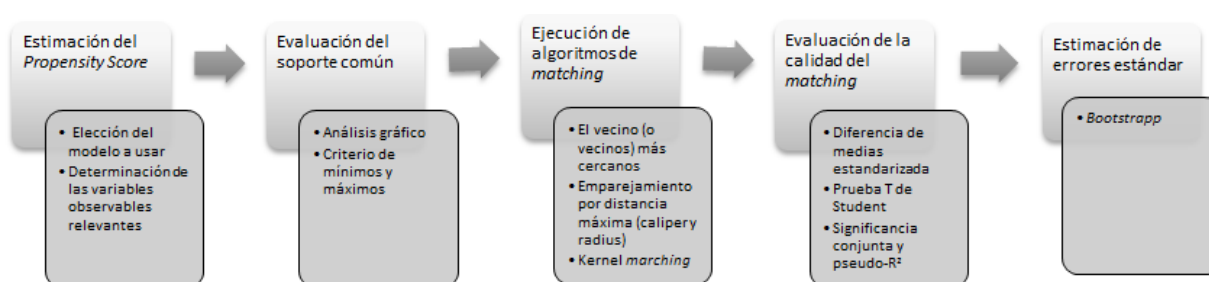
proceso descrito (desde la estimación del *propensity score* hasta el cálculo del *ATT*). De este modo, se generan tantos resultados del efecto promedio del tratamiento como repeticiones se hayan elegido realizar. Finalmente, con los diversos *ATT* estimados, se genera una distribución muestral de medias que permite calcular los errores estándar que, por lo antes descrito, ya contienen la incertidumbre asociada a la estimación de los *propensity score*.

Una de las decisiones que se deben tomar en este método es la cantidad de repeticiones que se ejecutará y si bien no hay una cantidad óptima para todos los casos, tomando en consideración la naturaleza asintótica del *bootstrap*, Hansen (2010) recomienda trabajar con 10000 repeticiones.

La Figura 8 presenta un resumen de los pasos involucrados en la implementación del *PSM*.

Figura 8

Pasos a seguir en la implementación del PSM



3.4. Método de Recolección de Datos

Los datos utilizados en el presente estudio provienen íntegramente de fuentes de información secundaria. En específico, se hace uso de la ENAHO 2020, la cual está disponible en la página oficial del INEI.

3.4.1. Variables de Resultado

En primer lugar, la elección de las variables de resultado⁸, sobre las cuales se evaluarán los impactos del *Bono yo me quedo en casa*, reposa en dos pilares: i) Una intersección entre las dimensiones e indicadores de la literatura del bienestar, los impactos socioeconómicos de la crisis del Covid-19 y las dimensiones e indicadores usadas en los antecedentes y ii) convenientemente, según la información disponible en la ENAHO 2020.

Conforme a lo expuesto, se han elegido tres variables: consumo de alimentos, contagio por Covid-19 y asistencia escolar. Cabe resaltar que esta lista no es exhaustiva y futuras investigaciones podrían ampliar el análisis a un mayor número de variables.

En segundo lugar, es importante mencionar que el *Bono yo me quedo en casa* estuvo conformado por dos pagos de 380 soles cada uno; no obstante, la base de datos no permite discernir si el hogar beneficiario recibió uno o ambos pagos⁹. Esta falta de información atenta contra uno de los supuestos fundamentales al realizar una evaluación de impacto: la ausencia de variaciones ocultas de un tratamiento (Imbens y Rubin, 2015). El problema de que existan diferentes versiones de un mismo tratamiento que no se puedan discernir radica en que abre la posibilidad de que haya más de dos resultados potenciales para una misma unidad de estudio (en el contexto de la presente investigación se tendría un resultado potencial sin el bono, otro con solo uno de los pagos y un último con ambos pagos) y, salvo que se pueda afirmar que los resultados potenciales de las unidades tratadas son independientes a las diferentes versiones del tratamiento, será difícil confiar

⁸ Término usado en la literatura de evaluación de impacto, equivalente al de variable explicada.

⁹ El cuestionario ENAHO.01, en la pregunta P.713, propone que el hogar entrevistado indique el periodo en el que recibió apoyo de un programa no alimentario (incluyendo el *Bono yo me quedo en casa*). No obstante, al acotar la base de datos al ámbito urbano y al horizonte en estudio, ninguno de los hogares beneficiarios respondió esta pregunta.

en las estimaciones. Para solucionar este problema, Imbens y Rubins (2015) proponen, entre otras, dos alternativas: i) que cada unidad del grupo tratado esté expuesta solo a una de las versiones del tratamiento y ii) aún si todas las unidades tratadas están expuestas a las diferentes versiones ocultas del tratamiento, se puede otorgar rigidez a la variable de resultado. Por ejemplo, definir la variable como dicotómica en lugar de utilizar una medida más específica (como una escala de Likert o, directamente, una variable continua).

En ese sentido, para abordar el problema en referencia, en el presente estudio se realizarán dos estimaciones según el siguiente detalle:

- La primera estimación utilizará solo a los hogares que cumplen las características ya mencionadas y que hayan sido entrevistados únicamente entre los meses de marzo a abril de 2020. La razón es que, dado que el segundo pago del *Bono yo me quedo en casa* se inició en los últimos días de abril (ver Tabla 14), es mucho más probable que los hogares entrevistados entre los meses señalados hayan recibido solo un pago.
- La segunda estimación utilizará a todos los hogares que cumplen las características señaladas que hayan sido entrevistados entre marzo a junio de 2020. Como a lo largo de este periodo no se puede discernir entre las diferentes versiones del tratamiento, para tratar con el problema del *multitreatment* se dicotomizarán las variables de resultado.

Sobre la base de lo expuesto, las variables de resultado, en cada estimación, se operacionalizan según lo presentado en la Tabla 18.

Tabla 18*Operacionalización de las variables de resultado*

Variable	Operacionalización	Nombre de la variable
Consumo alimentario		
Primera estimación	Logaritmo natural del gasto alimentario per cápita mensual.	ln_gasto_alimentario
Segunda estimación	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el gasto alimentario per cápita mensual es mayor o igual a la línea de pobreza extrema urbana del 2020, y 0 de otro modo.	dummy_gasto_alimentario
Contagio por Covid-19		
Primera estimación	Porcentaje de miembros del hogar que afirmó haber experimentado síntomas asociados al Covid-19.	tasa_sintoma_covid
Segunda estimación	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si al menos un miembro de hogar experimentó síntomas asociados al Covid-19.	dummy_sintoma_covid
Asistencia Escolar		
Primera estimación	Porcentaje de miembros del hogar en edad escolar que asisten a clases en relación al total de miembros en edad escolar con estudios de EBR incompletos.	tasa_asistencia_escolar
Segunda estimación	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si al menos un miembro del hogar en edad escolar con estudios de EBR incompletos no asiste a clases, y 0 de otro modo.	dummy_inasistencia_escolar

Con relación a la segunda estimación asociada a la alimentación, se considera a la línea de pobreza extrema debido a que esta, al comprender únicamente el gasto correspondiente a la canasta básica alimentaria, resulta comparable con la variable en análisis. En el 2020, la línea de pobreza extrema en el área urbana fue de 199 soles mensuales (INEI, 2021a).

Por otro lado, respecto al contagio por Covid-19, son pocos los hogares que se realizaron la prueba de descarte en el periodo analizado. Bajo este marco, para no perder representatividad, se utiliza la pregunta asociada con la presencia de síntomas relacionados al Covid-19.

Finalmente, para medir la asistencia escolar se considera únicamente la educación básica regular ya que, de acuerdo con la Constitución Política del Perú, los niveles inicial, primaria y secundaria son obligatorios para toda la población (Constitución Política del Perú, Art. 17, 1993).

El detalle acerca de la construcción de todas las variables de resultado se encuentra en el Anexo 5.

3.4.2. *Variable de Tratamiento*

De acuerdo con el objetivo del estudio, a través de la Tabla 19 se presenta la definición operativa de la variable de tratamiento.

Tabla 19

Operacionalización de la variable de tratamiento

Variable	Operacionalización	Nombre de la variable
Beneficiario o no del <i>Bono yo me quedo en casa</i>	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el hogar entrevistado fue beneficiario del <i>Bono yo me quedo en casa</i> , y 0 de otro modo.	Yo_me_quedo_en_casa

Es necesario mencionar que la variable de tratamiento será la misma para todas las estimaciones consideradas. Asimismo, tal como se anunció en párrafos previos, se eliminaron a aquellos hogares que, en el marco de la emergencia sanitaria, recibieron un apoyo gubernamental monetario distinto (*Bono familiar universal*, *Bono rural*, *Bono*

Independiente, retiro de AFP, beneficio del no descuento de AFP y retiro de CTS¹⁰) al del *Bono yo me quedo en casa*.

3.4.3. Variables Relevantes Observadas

Es claro que el *Bono yo me quedo en casa* no se diseñó para ser un experimento aleatorio controlado, por el contrario, el objetivo era llegar a toda la población que cumpliera con las características definidas. Sin embargo, como consecuencia de la desactualización de las estadísticas sobre la situación de pobreza de los hogares urbanos, se generó un sustancial problema de exclusión que se vio reforzado por la falta de inclusión financiera y digital de la población; asimismo, aunque en menor medida, también hubo un problema de inclusión.

Sobre esta base, antes de empezar a listar y operacionalizar las variables relevantes observadas que se utilizarán, se define un escenario ideal (de aleatorización) que, posteriormente, se irá desarticulando a fin de justificar la selección en observables y el porqué de la lista de variables consideradas.

Dado que el responsable primario de la selección de beneficiarios fue el propio gobierno, si se conociera adecuadamente a toda la población potencialmente beneficiaria del *Bono yo me quedo en casa* (hogares pobres y del ámbito urbano) y si todos los hogares beneficiados hubieran cobrado el bono con inmediatez, podría ser sencillo calcular el efecto de la transferencia mediante una diferencia simple entre la variable de resultado del grupo tratado y de control. Esto podría ser posible debido a que no hay bases para sospechar que haya habido una exclusión sistemática de los potenciales beneficiarios, sobre todo en un escenario en que el objetivo principal era lograr beneficiar a todos los

¹⁰ Teóricamente, los hogares que recibieron el *Bono yo me quedo en casa* no debieron recibir el *Bono Rural* e *Independiente*; no obstante, en la base de datos se registran algunos hogares con esta anomalía por lo que, a fin de no distorsionar la estimación, se procede a eliminarlos de la muestra.

hogares que lo requerían. En otras palabras, se estaría simulando un escenario de aleatorización.

Por el lado de la ubicación geográfica no existe mayor problema, dado que se puede identificar fácilmente a los hogares situados en el ámbito urbano. No obstante, del lado de la situación de pobreza sí se encuentran dificultades y existen fundamentalmente dos razones por las que no es posible conocer a los hogares urbanos en esta condición: i) la información acerca de la clasificación socioeconómica de los hogares no es pública, y ii) así la información fuese pública, esta no sería confiable debido a que provendría de las desactualizadas bases de datos del SISFOH.

Para superar las limitaciones que plantea este escenario, se decide recurrir al documento que norma el procedimiento para la determinación de la clasificación socioeconómica de los hogares peruanos. A partir de dicha fuente se identificaron las variables que se utilizan para calcular el IFH y que por lo tanto caracterizan a la pobreza de los hogares en el ámbito urbano (ver Tabla 5) y todas lograron ser replicadas utilizando una base de datos más actualizada: la ENAHO 2020.

En este punto, es necesario mencionar dos detalles de suma importancia. Por un lado, el problema de inclusión que se suscitó a raíz de la falta de actualización de las bases de datos no socava la validez de las referidas variables para explicar la asignación al tratamiento ya que, como consecuencia del interés por identificar minuciosamente a los hogares verdaderamente pobres, dicho problema fue pequeño (3% aproximadamente en el primer pago). Por otro lado, al conocer con claridad cuáles fueron los criterios que utilizó el gobierno para identificar a la población beneficiaria, y pudiéndose replicar todas las variables involucradas, no existen sospechas de la existencia de variables relevantes inobservables.

Siguiendo con la desarticulación del escenario ideal, otro eje que es determinante en la colocación de un hogar como beneficiario del bono es que el hogar haya logrado efectivamente cobrar el beneficio. A este respecto, tal como se mencionó anteriormente, hubo hogares que no cobraron el bono inmediatamente; no obstante, para finales junio del 2020 se registraba que el 95.9% de hogares beneficiarios ya habían cobrado la primera transferencia y el 93.1%, la segunda (MIDIS, 2020). Este hecho demuestra que, en general, la falta del cobro del bono fue solamente un retraso y no una decisión definitiva de no cobrarlo y, siguiendo a Alcázar et al. (2021) y Lagos y Rojas (2021), las barreras relacionadas con la inclusión financiera y digital de la población fueron las responsables de este rezago, afectando principalmente a la población pobre y adultos mayores. En este sentido, se construirán variables que representen estos obstáculos.

Sobre esta base, siguiendo las afirmaciones de Bernal y Peña (2011), los argumentos expuestos que describen las características particulares de la intervención que se está estudiando logran justificar la selección en observables y, por consecuencia, el supuesto de independencia condicional. En el mismo sentido, Steiner y Cook (2013) le dan un peso muy importante al conocimiento de las variables que guían el mecanismo de selección en la justificación del presente supuesto. En adición, la base de datos a utilizar (ENAH 2020), al estar actualizada y contener amplia información, logra que se puedan replicar todas las variables que se necesitan, cumpliendo de este modo otra de las condiciones que señalan Caliendo y Kopeinig (2008) para sostener el supuesto.

De esta forma, las variables observables que se utilizarán para lograr equilibrar, en promedio, los grupos de tratamiento y control se clasifican en dos partes: i) variables que caracterizan la pobreza urbana, y ii) variables que representen los obstáculos enfrentados en la materialización del cobro del bono. En la Tabla 20 se presenta y operacionaliza cada una de estas variables.

Tabla 20*Operacionalización de las variables observadas*

Variable	Operacionalización	Nombre de la variable
Ratio de hacinamiento	Cantidad de miembros del hogar por habitación (excluyendo baños, cocina, pasadizo y garajes).	hacinamiento
Material del piso	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el material del piso del hogar entrevistado es considerado precario, y 0 de otro modo	pisos1
Material del techo	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el material del techo del hogar entrevistado es considerado precario, y 0 de otro modo	techo1
Material de las paredes	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el material de las paredes del hogar entrevistado es considerado precario, y 0 de otro modo	paredes1
Combustible usado para cocinar	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el hogar entrevistado usa combustibles contaminantes para cocinar, y 0 de otro modo	combustible1
Abastecimiento de agua	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el abastecimiento de agua del hogar entrevistado es deficitario, y 0 de otro modo	agua1
Conexión de los servicios higiénicos	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si la conexión de los servicios higiénicos del hogar entrevistado es deficitaria, y 0 de otro modo	sshh1
Tipo de alumbrado	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el tipo de alumbrado del hogar entrevistado es deficitario, y 0 de otro modo	alumbrado1
Bienes per-cápita	Número de bienes por miembro del hogar	bienes_pc
Bienes focalizados per-cápita	Número de bienes focalizados por miembro del hogar	bienes_foc_pc
Bienes en el hogar	Número de bienes en el hogar	bienes_en_hogar
Licuada	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el hogar entrevistado cuenta con licuadora, y 0 de otro modo	Licuada
Refrigeradora/ congeladora	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el hogar entrevistado cuenta con refrigeradora/ congeladora, y 0 de otro modo	refrigeradora

Continúa...

Años de educación de mayores de edad	Promedio de años de educación alcanzados por los miembros del hogar mayores de edad	años_de_educación
Ocupación del jefe del hogar	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el jefe del hogar está desocupado o es empleado informal, y 0 de otro modo	empleo_precario
Idioma del jefe del hogar	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el jefe del hogar tiene como lengua materna al español, y 0 de otro modo	Idiomajh
Estado civil del jefe del hogar	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el jefe del hogar es casado o conviviente, y 0 de otro modo	estado_civil_jh
Tasa de posesión de cuenta bancaria	Porcentaje de miembros del hogar mayores de edad que poseen una cuenta bancaria	cuenta_bancaria_hogar
Internet	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el hogar entrevistado cuenta con internet y 0 de otro modo	Internet
Edad promedio de los mayores de edad	Promedio de las edades de los miembros del hogar mayores de edad	edad_promedio_mayores

En relación a las variables consideradas, tal como señala el marco metodológico expuesto, es recomendable que éstas estén simultáneamente asociadas con el tratamiento y los resultados potenciales (Bernal y Peña, 2011; Caliendo y Kopeinig, 2008; Neal, 2020; Steiner y Cook, 2013).

En este sentido, por un lado, respecto a su relación con el tratamiento, tal como se expuso en los primeros párrafos de este apartado, las 17 primeras variables listadas formaron parte de los criterios que utilizó el gobierno para identificar a los hogares urbanos en situación de pobreza y, por consecuencia, para designar a los beneficiarios del bono. Del mismo modo, las 3 últimas variables controlan las barreras responsables del retraso en el cobro de la transferencia. De otro lado, en cuanto a la conexión con los potenciales resultados, tomando como referencia la literatura presentada en el marco teórico, los aspectos que caracterizan la pobreza no actúan de manera aislada, sino tienden

a generar sinergias entre sí. En este marco, dado que las variables de resultado provienen de la literatura relacionada a la pobreza y la mayor parte de las variables observadas están también orientadas a determinar la situación de pobreza, es plausible afirmar la existencia de una relación entre ellas. De este modo, se logra la influencia simultánea (sobre el tratamiento y la variable de resultado) recomendada por diversos autores.

En la misma línea, de acuerdo con Bernal y Peña (2011), Caliendo y Kopeinig (2008) y Steiner y Cook (2013), es ideal que las variables relevantes observadas sean estables en el tiempo y/o medidas antes de la asignación al tratamiento, a fin de evitar que se vean afectadas por el propio tratamiento. Bajo esta perspectiva, retomando lo señalado en la R. M. N° 107-2015-MIDIS (2015), las variables no monetarias utilizadas para aproximar la pobreza monetaria son, razonablemente, más estables y precisas. Por lo expuesto, y por su propia naturaleza, las primeras 17 variables listadas cumplen con ser estables en el tiempo y, por consecuencia, no están afectadas por el tratamiento. Sin perjuicio de lo anterior, en el caso de las variables relacionadas a los bienes del hogar, se consideraron solo los artefactos que hayan sido adquiridos antes de marzo de 2020.

En relación a las 3 últimas variables listadas, por su naturaleza, es razonable afirmar que la edad promedio de los mayores de edad no es susceptible de verse afectada por el tratamiento. Sin embargo, el acceso a internet y la posesión de una cuenta bancaria sí lo son. Por un lado, respecto al acceso a internet, el INEI (2020g) señala que el uso de este recurso en la población de 6 años a más se incrementó considerablemente durante el segundo trimestre de 2020 y si bien no hay evidencia que indique que los bonos contribuyeron al incremento de la demanda, es razonable pensar que, sumado a las necesidades educativas, luego de la primera transferencia y ante la inminente ampliación del estado de emergencia, la expectativa de recibir una ayuda monetaria adicional, pudo haber incentivado a los hogares a contar con acceso a internet. De otro lado, con el

propósito de agilizar el cobro de los bonos, en mayo del 2020, a través del Decreto de Urgencia N.º 056-2020, el gobierno otorgaba a las instituciones del sistema financiero la potestad de abrir unilateralmente cuentas bancarias a nombre de los beneficiarios. Tomando en consideración esta realidad, las variables en referencia solo serán utilizadas en las estimaciones que involucren el periodo marzo-abril de 2020.

El detalle acerca de la construcción, clasificación y aspectos que comprenden las variables relevantes observadas, se puede encontrar en el Anexo 6.

3.5 Procesamiento de Datos

La construcción de las variables y la ejecución de todos los pasos necesarios para obtener el impacto promedio del *Bono yo me quedo en casa* sobre el bienestar de los hogares beneficiarios se realizarán íntegramente en el software Stata.

En coherencia con la definición de la muestra de la que se ocupará el presente estudio, previo a la implementación de la técnica *PSM*, se ejecutaron las siguientes acciones:

1. Se acotó la base de datos solo a los hogares del área urbana entrevistados entre los meses de marzo a junio de 2020.
2. Dado que la declaración del Estado de Emergencia Nacional, y por consiguiente la entrega del bono en estudio, no abarcó todo el mes de marzo, sino solo las dos últimas semanas del mismo, se restringe la base de datos solo a los hogares que han sido entrevistados durante el estado de emergencia.
3. Se eliminan a aquellos hogares que se rehusaron a responder la encuesta.
4. Se excluye a los hogares que, en el marco de la emergencia sanitaria, recibieron un apoyo gubernamental monetario distinto (*Bono familiar universal*, *Bono rural*, *Bono Independiente*, retiro de AFP, beneficio del no descuento de AFP y retiro de CTS) al del *Bono yo me quedo en casa*.

Acotada la base de datos a la definición de muestra proporcionada, para cada una de las estimaciones propuestas en la sección 3.4.1., siguiendo el procedimiento descrito en la sección 3.3.3., se prosigue con la ejecución de la técnica *PSM* a través de los siguientes pasos:

- Paso 1: Se estima el *propensity score* mediante un modelo *logit* que regresiona la asignación al tratamiento en función a las variables observables relevantes.
- Paso 2: Con los resultados del paso anterior, se realiza una inspección gráfica del cumplimiento del supuesto de soporte común: superposición de funciones de densidad e histogramas.
- Paso 3: Ejecución y evaluación de la calidad de los algoritmos de *matching*.

Por un lado, en relación a la ejecución de algoritmos, siguiendo la recomendación de los autores citados, se pondrán a prueba varios de ellos. La Tabla 21 muestra dicha información.

Tabla 21

Algoritmos de matching a ejecutar

Vecino más cercano	Emparejamiento por distancia máxima		Kernel <i>matching</i>
	<i>Caliper matching</i>	<i>Radius matching</i>	
Se utilizarán 1, 3 y 5 vecinos más cercanos.	Para 1, 3 y 5 vecinos más cercanos, se usarán <i>calipers</i> de 0.01, 0.03 y 0.05.	Se usarán distancias de 0.01, 0.03 y 0.05.	Se utilizará la función kernel epanechnikov sin ancho de banda y con anchos de banda de 0.01, 0.03 y 0.05.

Es necesario mencionar que los anchos de banda han sido elegidos de manera arbitraria debido a que, tal como se mencionó anteriormente, no se cuenta con un mecanismo que

permita definir una distancia óptima, por lo que es recomendable probar con distintos anchos. En la misma línea, dado que la decisión respecto a la función kernel a utilizar no es crítica, se decidió trabajar con la función kernel epanechnikov que está programada por *default* en el software Stata. Asimismo, todos los algoritmos se ejecutarán permitiendo el reemplazo, dado que es la técnica más habitual (Bernal y Peña, 2011).

Finalmente, se resalta que todas las ejecuciones se realizarán dentro del área del soporte común delimitada a través del criterio de mínimos y máximos.

Por otro lado, para la evaluación de la calidad, se siguen los siguientes criterios:

- Mayor cantidad de variables observadas con diferencias de media estandarizadas hasta 5%.
- Mayor número de variables para las cuales se acepte la hipótesis nula de la prueba de T de *Student*: para cada variable observada, la media en el grupo de tratamiento es estadísticamente igual a la media en el grupo de control.
- Pseudo R^2 bajo y una significancia estadística conjunta nula: Se realiza esta prueba debido a que, conforme se explicó anteriormente, después del emparejamiento, las variables relevantes observadas no deberían ser influir en la estimación de la exposición al tratamiento, dado que la muestra ya está balanceada; es decir, los individuos son parecidos en sus características observables.

Posteriormente, se elegirán los algoritmos de mejor rendimiento a fin de analizar la robustez de los resultados.

- Paso 4: Para los algoritmos elegidos, se calculan los errores estándar a fin de evaluar la significancia de los resultados obtenidos. Siguiendo la recomendación de Hansen (2010), se ejecutarán 10000 repeticiones para cada algoritmo.

CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DE RESULTADOS

En esta sección, se presentarán los resultados de cada uno de los pasos seguidos en la estimación del impacto que tuvo el *Bono yo me quedo en casa* en las variables de resultado propuestas.

4.1.Paso 1: Estimación del *Propensity Score*

La Tabla 22, presentada a continuación, expone los resultados de la regresión *logit* usando como variable dependiente la asignación al tratamiento.

Tabla 22

Resultados de la regresión logit para cada una de las variables de resultado propuestas

Variable dependiente: Yo_me_quedo_en_casa				
Variables relevantes observadas	Consumo Alimentario y Contagio por Covid-19		Asistencia Escolar	
	Primera estimación (Mar- Abr)	Segunda estimación (Mar- Jun)	Primera estimación (Mar- Abr)	Segunda estimación (Mar- Jun)
paredes1	.4285267*** (.1520665)	.4203519*** (.091621)	.8656976*** (.2089154)	.6641621*** (.1229759)
pisos1	.1313608 (.2029781)	.3162348*** (.1218159)	-.1167151 (.2894636)	.3135844* (.1658627)
techo1	-.0766635 (.2797364)	.3075729 (.1893327)	-.8373026* (.4360683)	.1887493 (.2714567)
combustible1	.1684889 (.1817445)	.1412966 (.1119612)	.1087899 (.2611533)	.1119151 (.1501299)
alumbrado1	-.527097 (.4721843)	-.9272096*** (.3057134)	-.9594736 (.8566627)	-1.122662** (.4411862)
agua1	-.2158857 (.2651395)	.0660397 (.145153)	-.4136161 (.3572293)	.0191359 (.1873299)
sshh1	-.1102382 (.2176556)	-.0798667 (.1257695)	-.1911679 (.286958)	-.1885694 (.1632637)
Licuada	.2771352 (.1875891)	.3546121*** (.1127559)	.4238716 (.2709662)	.361932** (.157092)
Refrigeradora	.0243363 (.1798887)	.1571336 (.1073045)	.0205847 (.2517891)	.1373258 (.1466837)
Hacinamiento	.2174142** (.0862557)	.1730035*** (.0495181)	.1298334 (.105583)	.046671 (.0582188)
bienes_foc_pc	.1750669 (.3046169)	-.0234366 (.1773598)	.4072312 (.810529)	.1830948 (.4331905)
bienes_en_hogar	-.0879629* (.0461544)	-.1143035*** (.024043)	-.0887806 (.0707076)	-.1074923*** (.0369668)

Continúa...

IMPACTO DEL PRIMER BONO COVID-19 EN EL BIENESTAR

bienes_pc	-.3434155 (.2506806)	-.1552829 (.1451348)	-.8452342 (.6717849)	-.4847642 (.3616984)
años_de_educación	-.1371636*** (.0235678)	-.1456947*** (.0137268)	-.1852159*** (.0392867)	-.1569825*** (.0212678)
empleo_precario	.3390772* (.1952514)	.7113382*** (.1141601)	.3570197 (.2608788)	.722416*** (.148627)
Idiomajh	.2560438 (.173573)	.0678751 (.1009076)	.2038976 (.2555555)	-.0802429 (.144022)
civil_jh	.0378264 (.1545824)	.1289704 (.0909395)	-.0079687 (.2191628)	.1685074 (.1252973)
edad_promedio_mayores	-.0253637*** (.0065191)	-.0296768*** (.0037908)	-.026966** (.0115039)	-.0255468*** (.0065726)
Internet	-.6260254*** (.1757114)		-.6223747*** (.2344988)	
cuenta_bancaria_hogar	-.2704012 (.1935886)		.3799664 (.2862468)	
_cons	2.351698*** (.597789)	2.370526*** (.3486631)	3.415629*** (.9192051)	2.927384*** (.51649)
Número de observaciones	1573	3953	762	1936
Prob > Chi2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Pseudo R ²	0.2047	0.2009	0.2369	0.1988

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Respecto a los resultados obtenidos, en primer lugar, se resalta que las estimaciones correspondientes a las variables de consumo alimentario y contagio por Covid-19 coinciden en cada uno de los horizontes temporales debido a que la muestra utilizada es la misma. En contraste, los resultados de la regresión asociada a la asistencia escolar son diferentes debido a que en la muestra no se incluyen a hogares donde no hay miembros en edad escolar o en donde todos han logrado culminar la EBR.

En segundo lugar, por las razones ya expuestas, en las estimaciones que abarcan el periodo marzo – junio no se han considerado las variables internet y acceso a cuenta bancaria.

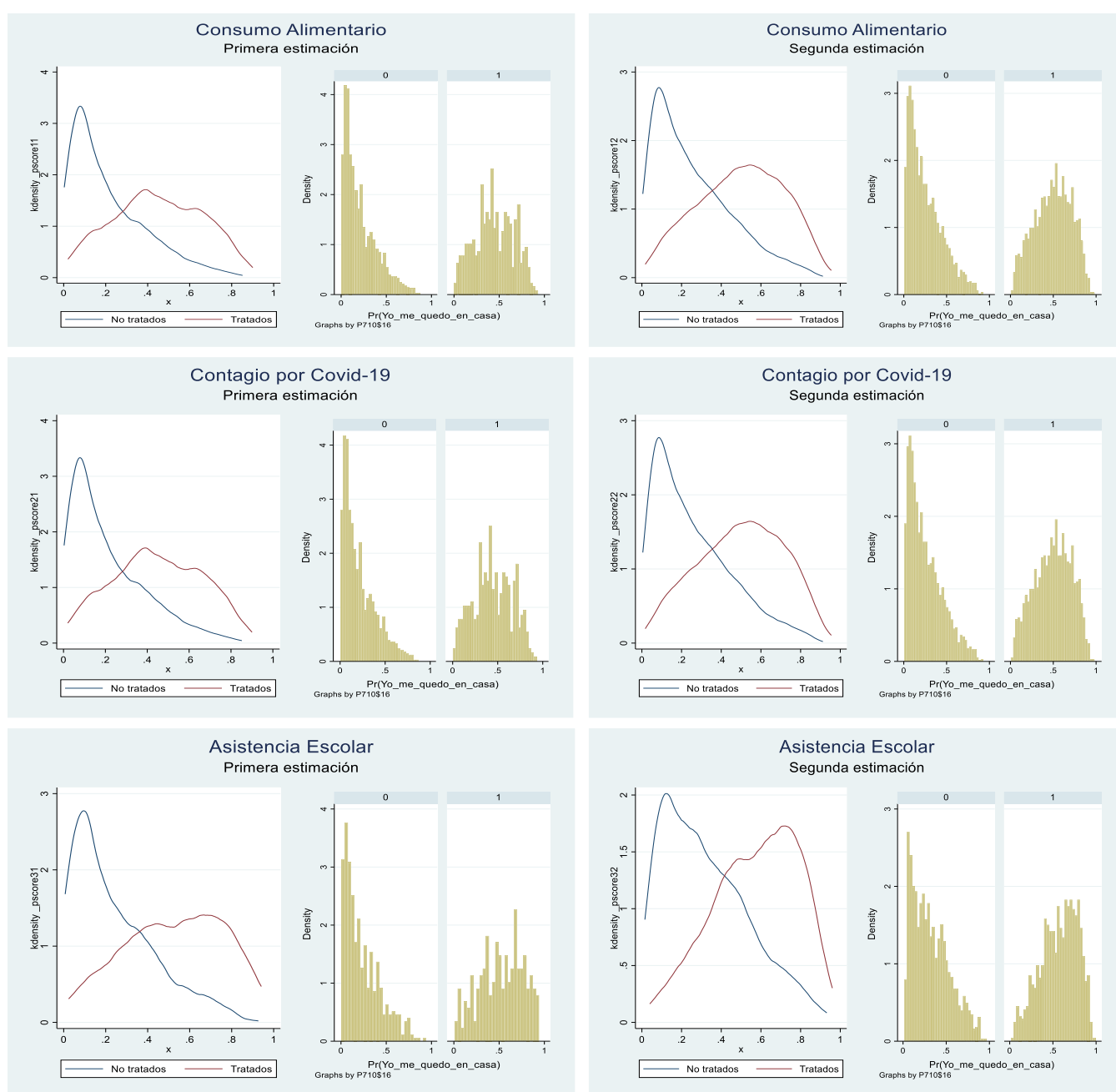
Finalmente, es necesario advertir que la falta de significancia estadística en algunas variables y la presencia de algunos signos contrarios a la lógica (como los de agua y material del techo en las estimaciones de marzo a abril) pueden deberse a la multicolinealidad presente en el modelo (ver Anexo 7). La existencia de esta característica es natural dado que, gran parte de las variables incluidas buscan caracterizar una misma condición: la pobreza. Asimismo, cada vez más hogares tienen acceso a materiales de vivienda y servicios básicos de buena calidad lo que provoca que algunas variables (como agua, alumbrado, material del techo, etc.) presenten, relativamente, poca variabilidad, más aún en muestras más pequeñas. Sin embargo, se debe recordar que la multicolinealidad no provoca sesgos y, conforme los señalan Arbour et al. (2014) y Stuart (2010), el enfoque la estimación del *propensity score* es predictivo y su objetivo es lograr el balance de grupos controlando las variables relevantes; en consecuencia, la presencia de este atributo no es preocupante. Por el contrario, cualquier intento que busque corregirla, salvo cambios en la muestra, generará sesgos. En efecto, se puede apreciar como en las estimaciones que abarcan todo el periodo de estudio (marzo a junio) un mayor número de variables son significativas y algunos signos cambian.

4.2.Paso 2: Análisis Gráfico del Cumplimiento del Supuesto de Soporte Común

El presente análisis se compone de la evaluación de la superposición de las funciones de densidad del *propensity score* estimados en el paso anterior y el histograma de los mismos para las condiciones de tratado y no tratado. La Figura 9 expone los resultados obtenidos.

Figura 9

Examinación gráfica del cumplimiento del supuesto de soporte común



Conforme se puede apreciar, en todas las estimaciones asociadas a cada variable de resultado existe una sustancial superposición de las funciones de densidad del *propensity score* para hogares tratados y no tratados. Asimismo, los histogramas muestran que no existen, para ningún grupo, áreas relevantes en donde la densidad del *propensity score* sea nula.

La información expuesta sugiere que se está cumpliendo ampliamente con el supuesto de soporte común y, por consecuencia, será plausible encontrar en el grupo no tratado hogares suficientemente similares a los del grupo de tratamiento.

4.3.Paso 3: Ejecución y Evaluación de la Calidad de los Algoritmos de *Matching*

En coherencia con lo descrito en la sección anterior, se han puesto a prueba todos los algoritmos de *matching* presentados en la Tabla 21 (ver Anexo 8). No obstante, en este apartado solo se expondrán los resultados de la evaluación de calidad de los algoritmos que mostraron mejor desempeño en cada una de las estimaciones propuestas. En relación a los resultados de la ejecución, estos se presentarán en el siguiente paso en conjunto con la estimación del error estándar.

Es necesario resaltar que, por razones computacionales, se han elegido los algoritmos que presenten el mejor y exactamente el mismo desempeño según los criterios establecidos anteriormente. Algoritmos que sean buenos, pero no los mejores, no se han analizado.

4.3.1. Consumo alimentario

- **Primera Estimación: Marzo a abril de 2020**

Los algoritmos que mostraron el mejor mismo desempeño en la primera estimación asociada al consumo alimentario son *radius matching* con anchos de banda de 0.03 y 0.05

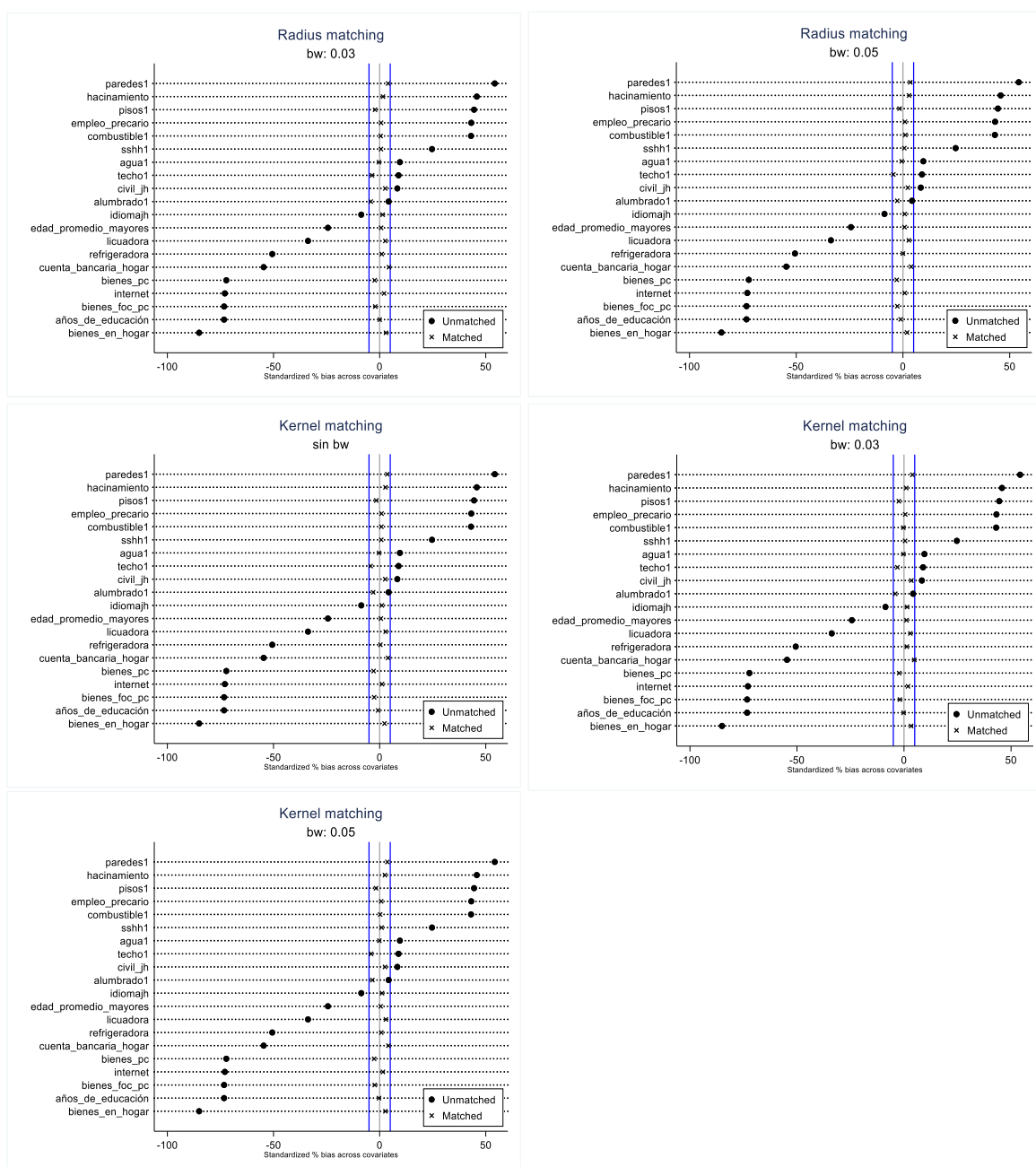
IMPACTO DEL PRIMER BONO COVID-19 EN EL BIENESTAR

y *kernel matching* sin ancho de banda y con anchos de 0.03 y 0.05. A continuación se muestran los resultados de la evaluación de calidad.

En primer lugar, a través de la Figura 10, se exponen los resultados de las diferencias del sesgo estandarizado para cada variable observada (20 en total) en cada uno de los algoritmos elegidos.

Figura 10

Primera estimación del consumo alimentario: Evaluación del sesgo estandarizado



En segundo lugar, en la Tabla 23 se presentan los resultados de la prueba T de *Student*, el pseudo R^2 y la significancia conjunta después del emparejamiento.

Tabla 23

Primera estimación del consumo alimentario: Evaluación de otros criterios de calidad

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R^2	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)
<i>Radius matching</i>			
0.03	20	0.002	>0.999
0.05	20	0.002	>0.999
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>			
Sin ancho de banda	20	0.002	>0.999
0.03	20	0.003	>0.999
0.05	20	0.002	>0.999

* $p > 0.05$

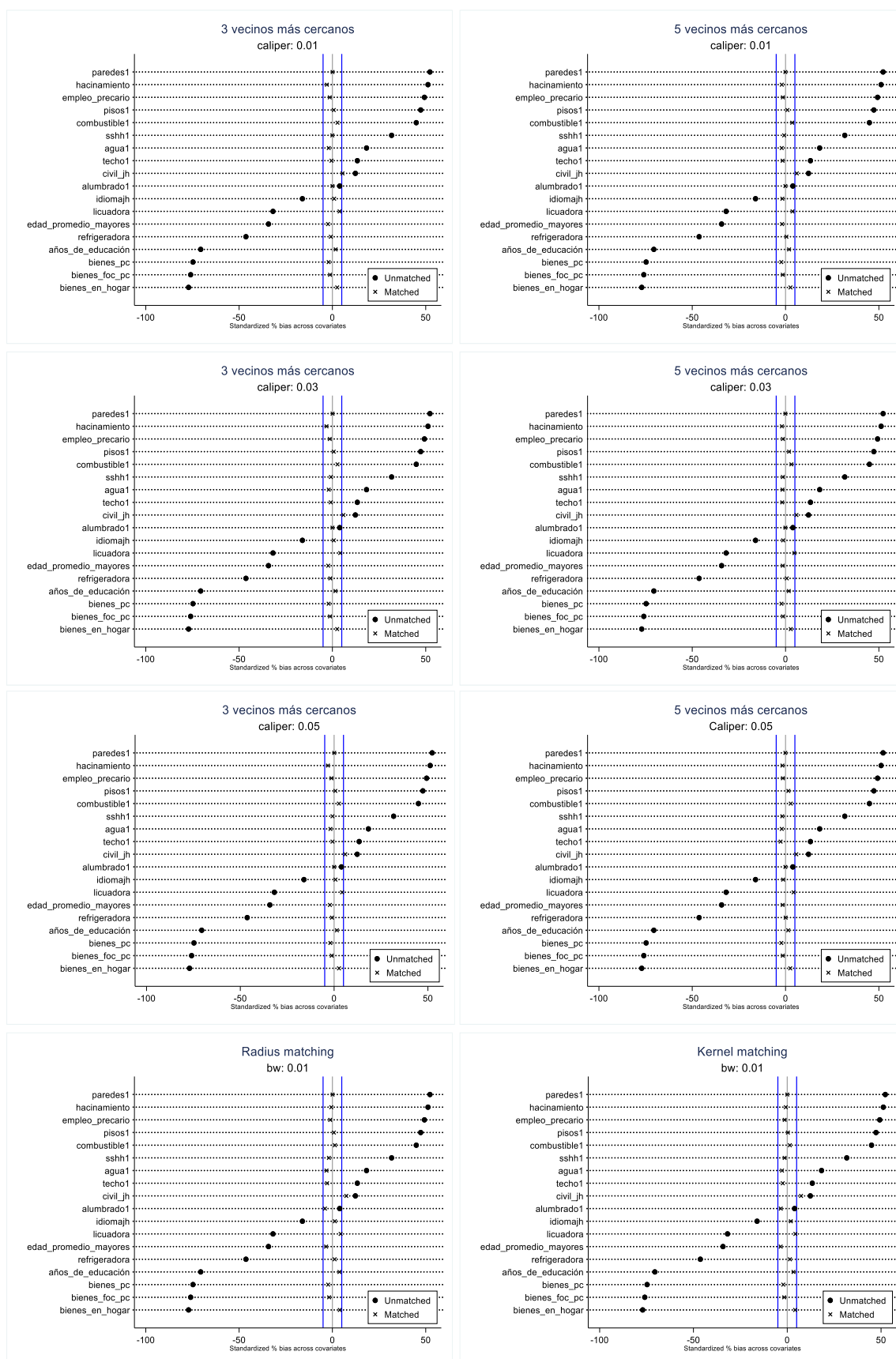
Los resultados demuestran que, después del *match*, el porcentaje de sesgo estandarizado para cada variable relevante observada se reduce notablemente, cayendo dentro del margen aceptable del 5% en todos los algoritmos. Asimismo, en todos los casos, la diferencia de medias es estadísticamente no significativa para todas las variables observadas, el pseudo R^2 es sustancialmente pequeño y no existe evidencia de significancia estadística conjunta.

Con base en lo expuesto, se puede afirmar que los algoritmos presentados logran balancear adecuadamente los grupos de tratamiento y control.

- **Segunda Estimación: Marzo a junio de 2020**

Los algoritmos de *matching* que mostraron un mejor desempeño en la presente estimación fueron 3 y 5 vecinos más cercanos con *calipers* de 0.01, 0.03 y 0.05 cada uno y *radius matching* y *kernel matching* con un ancho de banda de 0.01 cada uno.

A continuación, la Figura 11 muestra los resultados de las diferencias de sesgo estandarizado para cada una de las variables observadas (18 en total) en los algoritmos seleccionados.

Figura 11*Segunda estimación del consumo alimentario: Evaluación del sesgo estandarizado*

Siguiendo con la evaluación de calidad de los algoritmos, la Tabla 24 muestra los resultados de la prueba T de *Student*, el pseudo R^2 y la significancia conjunta después del emparejamiento

Tabla 24

Segunda estimación del consumo alimentario: Evaluación de otros criterios de calidad

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*		Pseudo R ²	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>				
N=3	0.01	18	0.002	0.980
	0.03	18	0.002	0.969
	0.05	18	0.002	0.967
N=5	0.01	18	0.002	0.983
	0.03	18	0.002	0.980
	0.05	18	0.002	0.984
<i>Radius matching</i>				
	0.01	18	0.002	0.974
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>				
	0.01	18	0.002	0.978

* $p > 0.05$

Por un lado, los resultados asociados con el porcentaje de sesgo estandarizado reflejan que, después del emparejamiento, dicho sesgo se redujo sustancialmente colocándose, en la mayoría de variables, por debajo del 5%. La única variable que, en todos los algoritmos, se encuentra ligeramente por encima de límite adoptado es el estado civil del jefe del hogar. No obstante, siguiendo el test de medias, se observa que, entre los grupos de tratamiento y control, no existen diferencias estadísticamente significativas en los promedios de cada variable observada (incluyendo el estado civil del jefe del hogar). Del mismo modo, en todos los algoritmos, el pseudo R^2 es notablemente pequeño y no existe significancia estadística conjunta.

Los resultados expuestos demuestran que cada uno de los algoritmos elegidos logra un adecuado balance entre el grupo de tratamiento y control.

4.3.2. *Contagio por Covid-19*

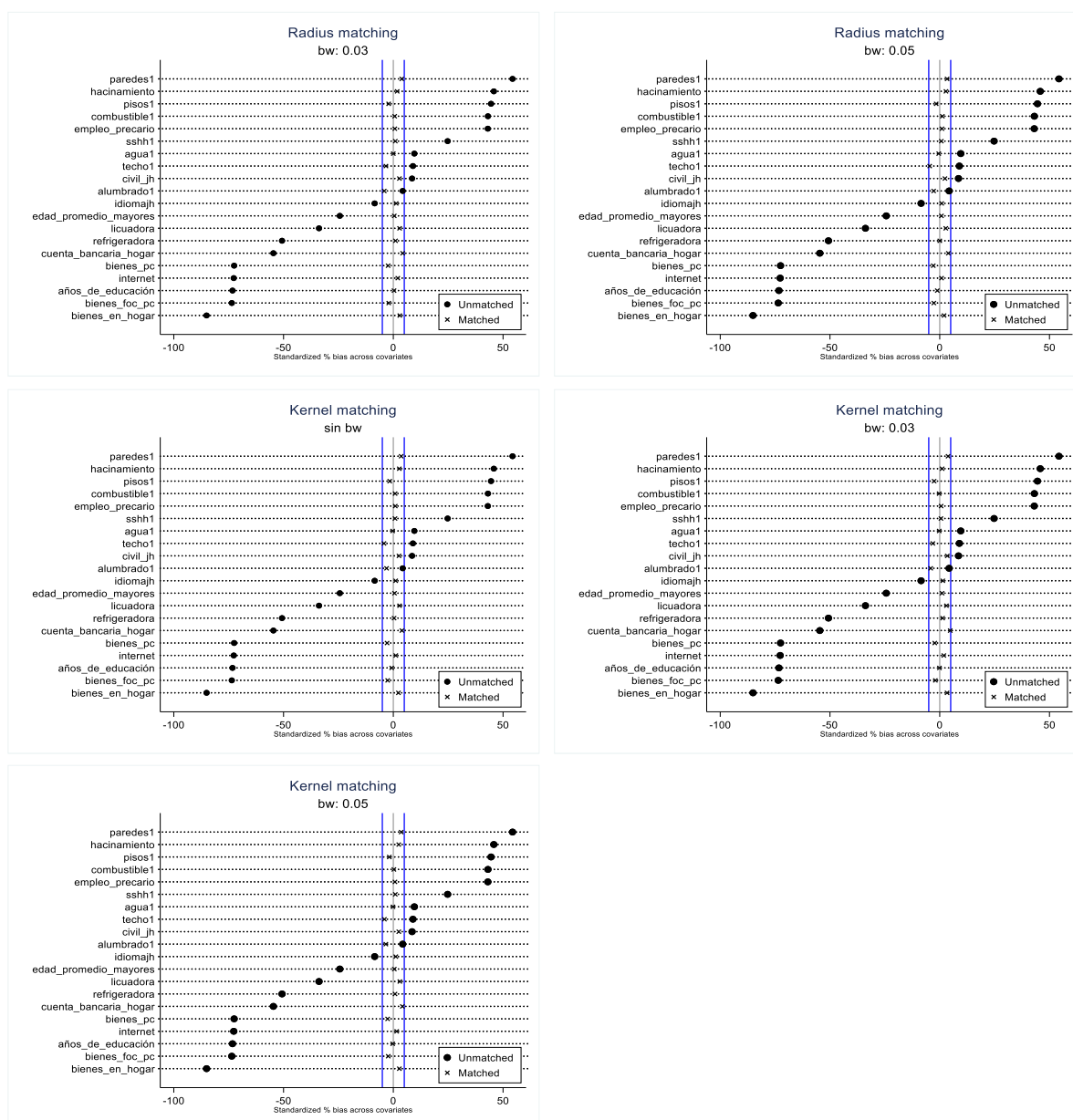
- **Primera Estimación: Marzo a abril de 2020**

Para la presente estimación, los algoritmos que exhibieron un mejor desempeño en el balance de los grupos de tratamiento y control son *radius matching* con anchos de banda de 0.03 y 0.05 y *kernel matching* sin ancho de banda y con anchos de 0.03 y 0.05.

Siguiendo los objetivos de esta sección, en la Figura 12 se presentan los resultados de las diferencias de sesgo estandarizado para cada una de las variables observadas (20 en total) en cada uno de los algoritmos seleccionados.

Figura 12

Primera estimación del contagio por Covid-19: Evaluación del sesgo estandarizado



Continuando con los resultados de la evaluación de calidad, la Tabla 25 exhibe los resultados asociados a la prueba T de *Student*, el pseudo R^2 y la significancia conjunta después del emparejamiento.

Tabla 25

Primera estimación del contagio por Covid-19: Evaluación de otros criterios de calidad

Algoritmo de <i>matching</i>	Nº de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R ²	Significancia conjunta (p-value)
<i>Radius matching</i>			
0.03	20	0.002	>0.999
0.05	20	0.002	>0.999
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>			
Sin ancho de banda	20	0.002	>0.999
0.03	20	0.003	>0.999
0.05	20	0.002	>0.999

* $p > 0.05$

Los resultados presentados demuestran que, en todos los algoritmos elegidos, luego del *match*, el porcentaje de sesgo estandarizado en cada variable observada está por debajo del 5%. En el mismo sentido, la prueba T de *Student* muestra que para cada una de las variables observadas no existen diferencias estadísticamente significativas entre sus promedios en el grupo de tratamiento y control. Finalmente, el pseudo R² es considerablemente pequeño y no existe significancia estadística conjunta.

Sobre la base de lo expuesto, se demuestra que los algoritmos elegidos logran balancear adecuadamente los grupos de tratamiento y control.

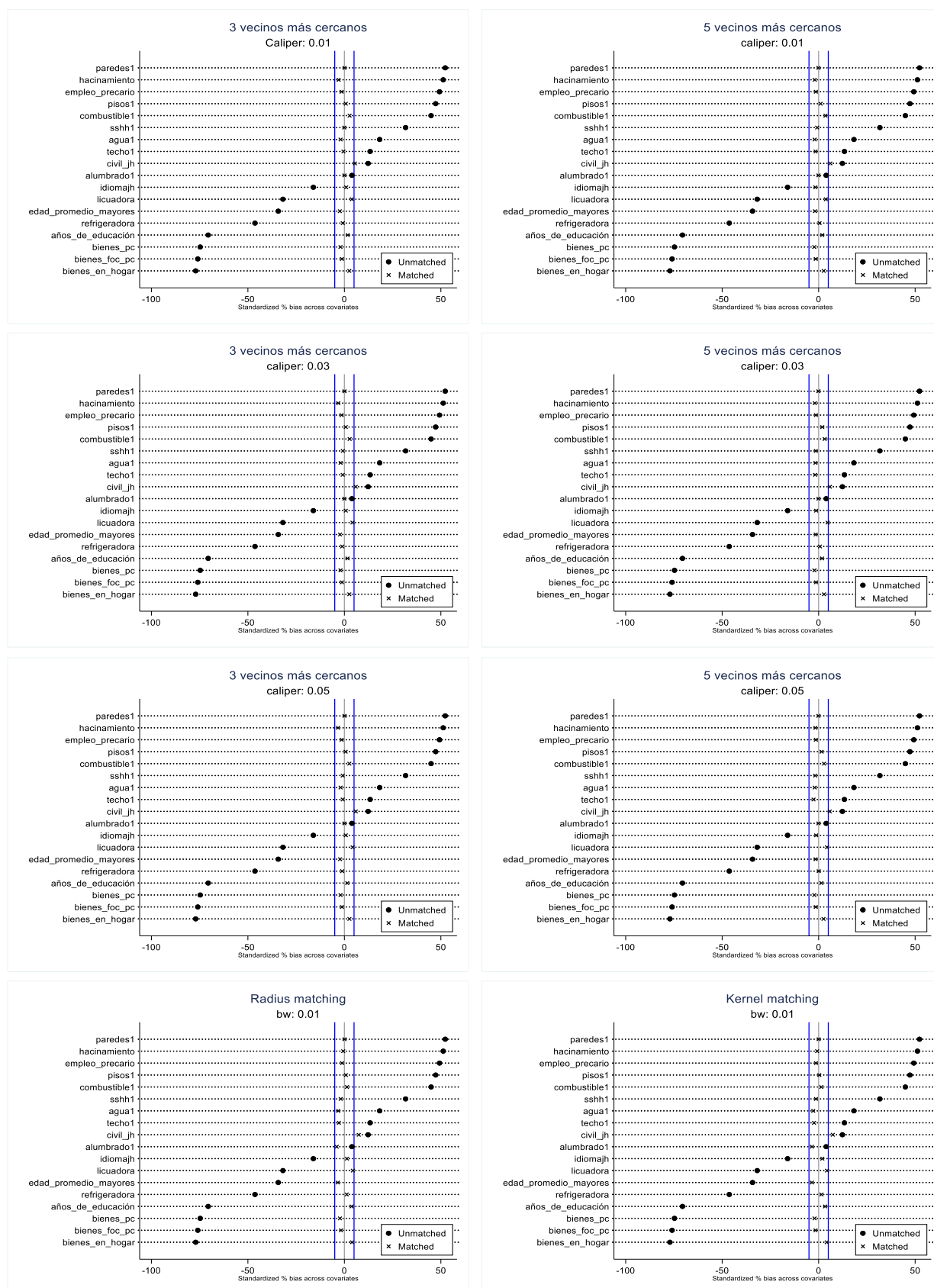
- **Segunda estimación: Marzo a junio de 2020**

En la presente estimación, los algoritmos con mejor performance son 3 y 5 vecinos más cercanos con *calipers* de 0.01, 0.03 y 0.05 cada uno y *radius matching* y *kernel matching* con un ancho de banda de 0.01 cada uno.

La Figura 13 muestra los resultados del porcentaje de sesgo estandarizado para cada una de las variables observadas (18 en total) en cada uno de los algoritmos elegidos.

Figura 13

Segunda estimación del contagio por Covid-19: Evaluación del sesgo estandarizado



En línea con lo expuesto, a través de la Tabla 26 se presentan los resultados la prueba T de *Student*, el pseudo R^2 y la significancia conjunta después del *match*.

Tabla 26

Segunda estimación del contagio por Covid-19: Evaluación de otros criterios de calidad

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*		Pseudo R ²	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>				
N=3	0.01	18	0.002	0.980
	0.03	18	0.002	0.969
	0.05	18	0.002	0.967
N=5	0.01	18	0.002	0.983
	0.03	18	0.002	0.980
	0.05	18	0.002	0.984
<i>Radius matching</i>				
	0.01	18	0.002	0.974
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>				
	0.01	18	0.002	0.978

* $p > 0.05$

Los resultados expuestos reflejan que, después del emparejamiento, el porcentaje de sesgo estandarizado cae dentro de umbral establecido para casi todas las variables observadas, a excepción del estado civil del jefe del hogar. A pesar de ello, el test de medias demuestra que, en todos los algoritmos, no existen diferencias significativas para ninguna de las variables observadas. En el mismo sentido, el pseudo R^2 es notablemente pequeño y, nuevamente, no hay evidencia estadística de significancia conjunta.

Bajo este marco, es plausible afirmar que los algoritmos elegidos logran que los grupos de tratamiento y control sean comparables.

4.3.3. Asistencia Escolar

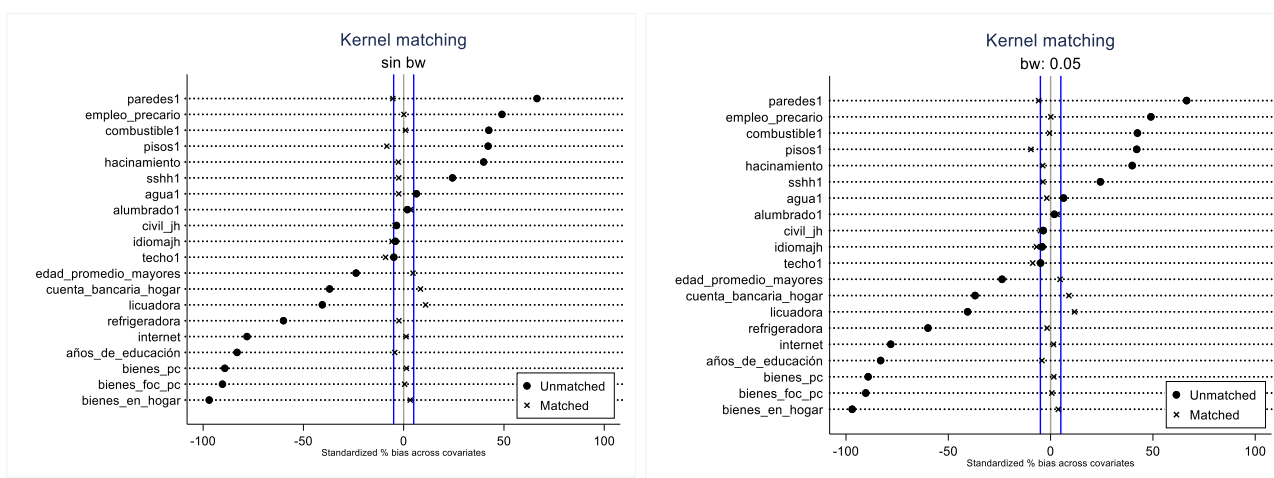
- **Primera Estimación: Marzo a abril de 2020**

En relación a la primera estimación asociada a la asistencia escolar, los algoritmos que exhibieron mejores indicadores de calidad son *kernel matching* sin ancho de banda y con un ancho de 0.05. A continuación se muestran los resultados de la evaluación de calidad.

Al igual que en las estimaciones anteriores, a través de la Figura 14, se inicia presentando el porcentaje de sesgo estandarizado obtenido antes y después del emparejamiento para cada una de las variables observadas (20 en total) en cada uno de los algoritmos elegidos.

Figura 14

Primera estimación de la asistencia escolar: Evaluación del sesgo estandarizado



Siguiendo con la presentación de los resultados de la evaluación de calidad, mediante la Tabla 27 se exponen los resultados asociados a la prueba T de *Student*, el pseudo R^2 y la significancia conjunta después del emparejamiento.

Tabla 27*Primera estimación de la asistencia escolar: Evaluación de otros criterios de calidad*

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R^2	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>			
Sin ancho de banda	20	0.011	0.995
0.05	20	0.011	0.992

* $p > 0.05$

Por un lado, los resultados asociados al porcentaje del sesgo estandarizado reflejan que, después del *match*, en gran parte de las variables observadas los sesgos se encuentran por debajo el umbral elegido (5%); no obstante, las variables paredes, pisos, techo, idioma del jefe del hogar, cuenta bancaria y licuadora, sobrepasan ligeramente el criterio establecido. A pesar de ello, para ambos algoritmos, el test de medias demuestra que no existen diferencias significativas entre los promedios del grupo de tratamiento y control para ninguna de las variables observadas. Del mismo modo, el pseudo R^2 es muy pequeño y no hay evidencia estadística de significancia conjunta.

Con base en los resultados presentados, resulta válido afirmar que los algoritmos seleccionados logran un balance apropiado entre los grupos de tratamiento y control.

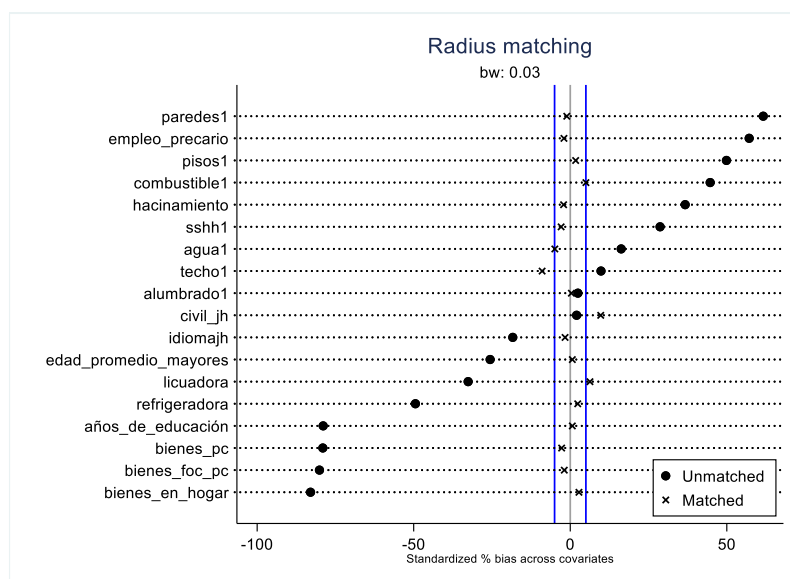
- **Segunda Estimación: Marzo a junio de 2020**

Para la presente estimación, siguiendo los criterios de calidad descritos, solo un algoritmo presentó un desempeño relativamente mejor al de los demás. Dicho algoritmo es el de *radius matching* con un ancho de banda de 0.03.

En primer lugar, a través de la Figura 15, se presenta el porcentaje de sesgo estandarizado antes y después del emparejamiento para cada una de las variables observadas (18 en total) en el algoritmo elegido.

Figura 15

Segunda estimación de la asistencia escolar: Evaluación del sesgo estandarizado



En la misma línea, la Tabla 28 muestra los resultados asociados a la prueba T de *Student*, el pseudo R^2 y la significancia conjunta después del emparejamiento.

Tabla 28

Segunda estimación de la asistencia escolar: Evaluación de otros criterios de calidad

Algoritmo de matching	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R^2	Significancia conjunta (p-value)
Radius matching			
0.03	18	0.005	0.880

* $p > 0.05$

En relación a los resultados del porcentaje de sesgo estandarizado, se demuestra que, para la mayoría de variables, se logró reducir el sesgo al 5% o menos. Sin embargo, se identifican algunas variables (techo, estado civil del jefe del hogar y posesión de licuadora) para las cuales el sesgo se encuentra ligeramente por encima del umbral. Pese a estos ligeros desvíos, al igual que en la estimación anterior, los resultados asociados al test de medias reflejan que, para todas las variables observadas, la diferencia entre los promedios del grupo de tratamiento y control, no es estadísticamente significativa.

Finalmente, el pseudo R^2 es considerablemente pequeño y las variables observadas, en conjunto, no son estadísticamente significativas para explicar la asignación al tratamiento.

A la vista de los resultados expuestos, se considera válido afirmar que el algoritmo elegido logra que los grupos de tratamiento y control sean comparables.

4.4.Paso 4: Cálculo de los Errores Estándar y Significancia Estadística del ATT

Conforme a lo expuesto en la sección 3.3.3, a priori, el cálculo del error estándar del ATT no considera que los clones son seleccionados a partir de la estimación del *propensity score* y, por el contrario, los toma como fijos. En este sentido, siguiendo la recomendación de los autores, para cada uno de los algoritmos elegidos, se han generado 10000 simulaciones a través de la técnica de *bootstrapp*. Dichas simulaciones permitirán calcular adecuadamente el error estándar y, por consecuencia, determinar la significancia estadística de cada uno de los resultados.

Bajo este marco, tal como se advirtió anteriormente, en esta sección se expondrán los resultados de la ejecución de los algoritmos seleccionados para cada variable de resultado, acompañados de sus respectivos errores estándar y significancia estadística. Para dicho propósito, se presenta la tabla 29.

Tabla 29

Resultados de la estimación del ATT

Algoritmo de matching	Resultados del ATT					
	Consumo alimentario		Contagio por Covid-19		Asistencia escolar	
	Primera estimación (Mar-Abr)	Segunda estimación (Mar-Jun)	Primera estimación (Mar-Abr)	Segunda estimación (Mar-Jun)	Primera estimación (Mar-Abr)	Segunda estimación (Mar-Jun)
N vecinos más cercanos con caliper						
N=3	0.01	-.02685743 (.0245072)		.002761044 (.0118333)		
	0.03	-.026776777 (.0250895)		.003503504 (.0120005)		
	0.05	-.026526527 (.0246362)		.003753754 (.0118835)		
N=5	0.01	-.030321285 (.0229305)		.00376506 (.011126)		
	0.03	-.031106106 (.0234241)		.00477978 (.0112716)		
	0.05	-.031531532 (.0232674)		.006006006 (.0111068)		
Radius matching						
	0.01	-.028347656 (.0200713)		.005624117 (.0098635)		
	0.03	-.00016797 (.035908)	-.003767824 (.0050052)			-.040264148* (.0216961)
	0.05	.0047027 (.0350443)	-.003175569 (.004917)			
Kernel matching – epanechnikov						
Sin ancho de banda	.002033648 (.0346955)		-.003266714 (.0049216)		.050659939 (.0372023)	
	0.01	-.029071302 (.0204176)		.003998134 (.0099555)		
	0.03	-.001001077 (.0363254)	-.003435421 (.005046)			
	0.05	.00218054 (.0353795)	-.003297822 (.0049451)		.050816695 (.0380481)	

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Por un lado, los resultados obtenidos sugieren que el *Bono yo me quedo en casa* no logró impactar significativamente sobre las variables asociadas al consumo alimentario y al contagio por Covid-19. Por ejemplo, al observar las cifras de la primera estimación asociada al contagio por Covid-19, se podría pensar que el bono logró que, en promedio, el porcentaje de miembros contagiados en cada hogar sea 0.3% menor en el grupo de tratamiento, en comparación con el contrafactual. No obstante, el cálculo del error

estándar hace que dicho valor pierda significancia estadística. Estos resultados gozan de robustez, dado que, en todos los algoritmos seleccionados la conclusión es la misma.

Por otro lado, en relación a la asistencia escolar, ninguno de los algoritmos arroja impactos significativos en la primera estimación. Sin embargo, en el segundo horizonte temporal, la evidencia estadística muestra que el *Bono yo me quedo en casa* sí tuvo un impacto significativo y favorable sobre la presente variable. Bajo este marco, tomando en consideración que, en este periodo de análisis, la variable se operacionalizó como una *dummy* que toma el valor de 1 si al menos un miembro del hogar en edad escolar con estudios de EBR incompletos no asiste a clases (y 0 de otro modo), se puede sostener que, **a causa de la existencia del Bono yo me quedo en casa, la probabilidad de que en los hogares beneficiarios haya al menos un miembro en edad escolar que no asiste a clases fue, en promedio, 4 puntos porcentuales menos que lo registrado el grupo contrafactual.**

Respecto al resultado anterior, si bien solo un algoritmo mostró el mejor desempeño, el hecho de que otros con performance similar (no igual) presenten un valor del *ATT* muy cercano al obtenido (ver Anexo 8), dota al presente resultado de mayor robustez. Asimismo, según lo expuesto en la sección 3.3.3, los algoritmos *radius matching* pueden lograr un mejor *trade off* entre sesgo y varianza en comparación con otros algoritmos. Bajo dicho argumento, el resultado obtenido cobra aún mayor solidez.

CAPÍTULO V: DISCUSIÓN, CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La llegada del Covid-19 cambió la realidad y el modo de vida de muchos peruanos y, bajo un contexto de profundas vulnerabilidades sociales e institucionales, los esfuerzos del gobierno por mitigar las consecuencias de esta crisis parecían ser insuficientes. En este marco, el presente estudio se originó con el propósito de analizar si, a pesar de las fragilidades existentes, la medida más amplia e inmediata desplegada (el *Bono yo me quedo en casa*) logró efectivamente sostener el bienestar de los hogares que fueron beneficiados.

Para dicho propósito, siguiendo los conceptos y dimensiones asociados a la pobreza multidimensional, los impactos socioeconómicos del Covid-19, la información contenida en los estudios antecedentes, y sobre la base de la información disponible, el bienestar se enmarcó en tres ejes: alimentación, salud y educación. Por su parte, para lograr una adecuada evaluación del efecto causal, la técnica de *Propensity Score Matching (PSM)*, se posicionó como la columna vertebral del marco metodológico.

La metodología elegida permitió abordar e incluir dentro de las estimaciones las principales críticas que giraron en torno a la distribución y entrega del bono en estudio. Por un lado, el relativamente amplio problema de exclusión garantizó que se cumpliera el supuesto de soporte común. Por otro lado, la escasa inclusión financiera y digital, al influir en la probabilidad de que los hogares sean partícipes de la ayuda económica, fue considerada dentro del modelo con el que se estimó el *propensity score*.

En la etapa procedimental, la presencia del *multitreatment* llevó a tomar la decisión de trabajar con dos horizontes temporales en cada eje del bienestar para los cuales, además, surgió la necesidad de operacionalizar de manera distinta cada una de las variables

consideradas. Para la estimación de los efectos causales, en coherencia con los objetivos de la investigación, se utilizó el *ATT* como estrategia de estimación.

Una vez ejecutado el procedimiento, los resultados obtenidos mostraron lo siguiente:

Primero: La evidencia estadística demostró que el *Bono yo me quedo en casa* no logró impactar significativamente en el consumo alimentario de los hogares en ninguno de los horizontes temporales analizados. Dicho resultado no es sorprendente ya que, por un lado, las investigaciones que anteceden al presente estudio ya advertían la falta de un impacto significativo de las transferencias monetarias no condicionadas sobre la alimentación, incluso en el ámbito peruano. De otro lado, las estadísticas descriptivas, que reflejaban un escenario de grandes deterioros alimenticios aun con la presencia del bono, también anticipaban dicho resultado.

Segundo: Uno de los principales objetivos del *Bono yo me quedo en casa* fue garantizar el cumplimiento de las medidas de confinamiento y distanciamiento social a fin de frenar la propagación del coronavirus. En tal sentido, los resultados obtenidos revelan que el bono en referencia no pudo cumplir con su finalidad dado que no se registran impactos significativos sobre ninguno de los indicadores asociados con el contagio por Covid-19. Esta conclusión es compatible con los hechos que realmente acontecieron puesto que, a pesar del objetivo planteado, los problemas de distribución que giraron en torno al bono fomentaron la concentración de personas en las entidades financieras, pudiendo contribuir al incremento de contagios. Asimismo, el hecho de que el Perú se posicionara como el segundo país con más contagios muestra que, a pesar de las transferencias otorgadas, para la población fue imposible quedarse en casa.

Tercero: En relación al aspecto educativo, en la primera estimación realizada, las estadísticas mostraron que el bono no impactó significativamente en la tasa de asistencia

escolar de los hogares beneficiarios. En contraste, en la segunda estimación, sí se registró un impacto favorable y significativo. En específico, el apoyo monetario logró que, en promedio, la probabilidad de que al menos un miembro en edad escolar no asistiera a clases se reduzca en 4 puntos porcentuales en favor de los hogares beneficiarios.

En relación al punto anterior, la falta de impactos significativos en la estimación que abarca el periodo de marzo a abril puede deberse al hecho de que, en ese momento, la estrategia de aprendizaje a distancia era nueva y, en el caso de las instituciones públicas, el programa Aprendo en Casa se presentaba como un servicio multicanal, al que se podía acceder incluso por radio. Asimismo, a esa fecha, aún se consideraba retomar las clases presenciales a finales de mayo. No obstante, con el pasar de las semanas y con la nula probabilidad de retomar la educación presencial en la fecha prevista, salieron a relucir las debilidades de la estrategia de aprendizaje a distancia descubriendo, entre otros, la necesidad de contar con recursos informáticos que permitieran un mejor aprendizaje y, en este punto, el bono pudo haber jugado un papel fundamental dotando a los hogares de recursos económicos necesarios que, entre otros, pudieron haber sido usados para adquirir algunas herramientas necesarias, como acceso a internet.

En general, el objetivo general del presente estudio fue investigar cuál fue el impacto del *Bono yo me quedo en casa* sobre el bienestar de los hogares beneficiarios. Bajo esta perspectiva, si bien el bono tuvo efectos significativos sobre la asistencia escolar (operacionalizada como una variable *dummy*), en otros elementos esenciales del bienestar que se vieron duramente golpeados por la crisis no logró impactar significativamente. De este modo, los resultados encontrados sostienen y validan las hipótesis general y específicas que subyacen la investigación.

Para culminar, es trascendental mencionar algunas limitaciones y recomendaciones para futuros estudios. Por un lado, la incapacidad de discernir entre la cantidad de transferencias del *Bono yo me quedo en casa* que recibió cada hogar, llevó forzosamente a la dicotomización de las variables de resultado, hecho que redujo la flexibilidad y capacidad interpretativa en las estimaciones asociadas al segundo horizonte temporal. En la misma línea, no se ha logrado ejecutar un test de sensibilidad que fortalezca los resultados encontrados, sobre todo aquel en el que se encuentra un impacto significativo. La razón es que, actualmente, en el programa estadístico usado dicho test solo está disponible para algunos algoritmos de *matching* (vecino más cercano en el caso de variables continuas y vecinos más cercanos sin reemplazo y *matching* estratificado, en el caso binarias), ninguno de los cuales ha sido elegido como el de mejor desempeño en las estimaciones trabajadas, la misma limitación se encontró en el programa R. Asimismo, es necesario recordar que el estudio investigó los impactos del *Bono yo me quedo en casa* sobre los hogares beneficiarios en general; no obstante, sería interesante realizar un análisis de efectos heterogéneos, los cuales enriquecerían aún más los resultados encontrados. Finalmente, si bien los criterios de calidad usados mostraron que se logró un buen balance entre los grupos de tratamiento y control y se logró justificar adecuadamente la selección en observables, explotando el hecho de que se cuenta con una muestra amplia, investigaciones posteriores podrían probar con distintas especificaciones del modelo de participación, incorporando, por ejemplo, otras variables y/o constructos que se configuren como determinantes de cada una de las variables estudiadas, esto a fin de poner a prueba la robustez de los resultados, principalmente en el que se encontraron impactos significativos.

En conclusión, la evaluación ex post de la efectividad del *Bono yo me quedo en casa*, no solo enriquece el limitado campo de estudios existente, presentando resultados

IMPACTO DEL PRIMER BONO COVID-19 EN EL BIENESTAR

novedosos, sino, también, revela la latente necesidad de indagar y, de ser necesario, reformular algunos aspectos del diseño y distribución de políticas sociales de esta naturaleza, fortaleciendo la capacidad de respuesta gubernamental. A tal efecto, se invita a ampliar la investigación teniendo en cuenta las limitaciones y sugerencias remarcadas.

REFERENCIAS

- Agencia EFE (27 de agosto de 2020). ¿Por qué crece la informalidad laboral de Perú? *Diario Gestión*. <https://gestion.pe/economia/trabajo-informal-economia-peruana-porque-crece-la-informalidad-laboral-de-peru-noticia/?ref=gesr>
- Alcázar, L., Rojas, V. y López, E. (2021). *Medidas de protección social del gobierno peruano en época de la Covid-19*. Lima. Unicef.
- Aldana, U.; Rodríguez, R.; Santa Cruz, A., y Toledo, M. (2021). *Impacto Socioeconómico del Covid-19 en los hogares peruanos*. Programa de las Naciones Unidas para el desarrollo (PNUD). <https://peru.un.org/es/114768-impacto-socioecon%C3%B3mico-del-covid-19-en-los-hogares-peruanos>
- Allison, P. D. (2012). *Logistic regression using SAS: Theory and application*. SAS institute.
- Alkire, S., & Foster, J. (2008). “Counting and Multidimensional Poverty Measurement”, *OPHI Working Paper 7*, University of Oxford.
- Alkire, S., & Foster, J. (2009). “Counting and Multidimensional Poverty Measurement” *OPHI Working Paper 32*, University of Oxford.
- Alkire, S., & Santos, M.E. (2010). “Acute Multidimensional Poverty: A New Index for Developing Countries.” *OPHI Working Papers 38*, University of Oxford.
- Alkire, S., Kanagaratnam, U. & Suppa, N. (2018). ‘*The Global Multidimensional Poverty Index (MPI): 2018 revision*’, OPHI MPI Methodological Notes 46, Oxford Poverty and Human Development Initiative, University of Oxford.
- Altimir, O. (1979). *La dimensión de la pobreza en América Latina*. Santiago de Chile. CEPAL. Cuadernos de la CEPAL. Pp. 89

Arbour, D. T., Marazopoulou, K., Garant, D., & Jensen, D. D. (2014, July). Propensity Score Matching for Causal Inference with Relational Data. In *CI@ UAI* (pp. 25-34)

Banco Central de Reserva del Perú (BCRP). (2020). *Reporte de Inflación Junio de 2020. Panorama actual y proyecciones macroeconómicas 2020-2021.*
<https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Inflacion/2020/junio/reporte-de-inflacion-junio-2020.pdf>

Banco Interamericano de Desarrollo (BID). (01 de julio de 2001). *Amrtya Sen y las mil caras de la pobreza.* <https://www.iadb.org/es/noticias/amartya-sen-y-las-mil-caras-de-la-pobreza>

Banco Mundial. (2001). *Social protection sector strategy: From safety net to springboard.* The World Bank.

Banco Mundial. (2020, 08 de septiembre). *Crisis por el coronavirus aumentó las desigualdades en el Perú* [Comunicado de prensa].
<https://www.bancomundial.org/es/news/press-release/2020/09/08/crisis-por-el-coronavirus-aumento-las-desigualdades-en-el-peru>

Bernal, N. (2020). “*El sistema de pensiones en el Perú: institucionalidad, gasto público y sostenibilidad financiera*”, serie Macroeconomía del Desarrollo, N° 207 (LC/TS.2020/64), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).

Bernal, R., y Peña, X. (2011). *Guía práctica para la evaluación de impacto: Guía práctica para la evaluación de impacto* (1ª ed). Universidad de los Andes, Colombia; JSTOR. <https://www.jstor.org/stable/10.7440/j.ctt1b3t82z>

- Bertranou, F., Solorio, C., y Van Ginneken, W. (Eds.). (2002). *Pensiones no contributivas y asistenciales. Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay*. Oficina Internacional del Trabajo (OIT).
- Beytía, P. (2016). La estructura interna de la pobreza multidimensional (The Internal Structure of Multidimensional Poverty). *Los Invisibles. Por qué la pobreza y la exclusión social dejaron de ser prioridad'*. Santiago de Chile: Instituto de Estudios de la Sociedad, 71-88.
- Bonfiglio, J. I., Vera, J., y Salvia, A. (2019). Pobreza monetaria y vulnerabilidad de derechos: inequidades de las condiciones materiales de vida en los hogares de la Argentina urbana (2010-2018).
- Bouillon, C. P., y Buvinic, M. (2021). Las políticas públicas: por la lucha contra la desigualdad. *Pensamiento iberoamericano*, (11), 107-118.
- Bourguignon, F., & Chakravarty, S. R. (2002). *Multidimensional poverty orderings*. DELTA working paper No. 2002-22.
- Bryson, A., R. Dorsett, & S. Purdon (2002): "The Use of Propensity Score Matching in the Evaluation of Labour Market Policies," Working Paper No. 4, Department for Work and Pensions.
- Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of economic surveys*, 22(1), 31-72.
- Calvo, C. (2008). Vulnerability to multidimensional poverty: Peru, 1998–2002. *World Development*, 36(6), 1011-1020.

- Carhuavilca, D. (2020, mayo). *Resultados de la Pobreza Monetaria 2019* [diapositivas de PowerPoint]. Jefatura del INEI, INEI. <https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/presentacion-del-jefe-del-inei.pdf>
- Castillo, L., y Ruiz, M. (2020). Covid-19 en Perú: medidas de soporte a hogares y empresas. *Revista Moneda*, 182(1), 65-73.
- Cecchini, S. (2019). Protección social universal en América Latina y el Caribe. Textos seleccionados 2006-2019.
- Cecchini, S., Holz, R., y Soto de la Rosa, H. (coords.), *Caja de herramientas. Gestión e institucionalidad de las políticas sociales para la igualdad en América Latina y el Caribe* (LC/TS.2021/157), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2021.
- Cecchini, S., y Martínez, R. (2011). *Protección social inclusiva en América Latina. Una mirada integral, un enfoque de derechos*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). <https://hdl.handle.net/11362/2593>
- Cecchini, S. y otros (eds.), *Instrumentos de protección social: caminos latinoamericanos hacia la universalización*, Libros de la CEPAL, N° 136 (LC/G.2644-P), Santiago de Chile, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2015.
- Clausen, J. (2019). *Posibilidades y Desafíos de la Medición de la Pobreza Multidimensional en el Perú: Elementos para Potenciar el Debate*. Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/investigaciones/pobreza_multidimensional.pdf

Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) (s.f), “Acerca de Evaluación de políticas y programas públicos”, Santiago [en línea]

<https://www.cepal.org/es/temas/evaluacion-de-politicas-y-programas/acercaevaluacion-politicas-programas-publicos>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2010). *Panorama Social de América Latina 2009*. <https://hdl.handle.net/11362/1232>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2013). *Panorama Social de América Latina 2013*. <https://hdl.handle.net/11362/35904>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2014). *Panorama Social de América Latina 2014*. <https://hdl.handle.net/11362/37626>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2020). *El desafío social en tiempos de COVID-19*. <https://hdl.handle.net/11362/37626>

ComexPerú (02 de octubre de 2020). 230,000 estudiantes dejaron de ir al colegio en 2020. *Semanario 1045 – Actualidad*. <https://www.comexperu.org.pe/articulo/230000-estudiantes-dejaron-de-ir-al-colegio-en-2020>

Constitución Política del Perú [Const] Art. 17 (29 de diciembre de 1993)

Contraloría General de la República. (2020, 23 de junio). *Nº 359-2020-CG-GCOC: Más de 214 mil hogares en situación de pobreza y pobreza extrema no fueron incluidos para bono de S/ 380* [Comunicado de prensa]. <https://www.gob.pe/institucion/contraloria/noticias/213810-n-359-2020-cg-gcoc-mas-de-214-mil-hogares-en-situacion-de-pobreza-y-pobreza-extrema-no-fueron-incluidos-para-bono-de-s-380>

Cortés, F. (2020). *Medición multidimensional de la pobreza en México* (1st ed.).

FLACSO-México. <https://doi.org/10.2307/j.ctv1c5cx8x>

Decancq, K., & Lugo, M. A. (2013). Weights in multidimensional indices of wellbeing:

An overview. *Econometric Reviews*, 32(1), 7-34.

Decreto Supremo N.º 008-2020-SA. Decreto Supremo que declara en Emergencia

Sanitaria a nivel nacional por el plazo de noventa (90) días calendario y dicta medidas de prevención y control del COVID-19 (11 de marzo de 2020).

https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/16382/RM_107_2015MIDIS.pdf

Decreto de Urgencia N.º 027-2020. Dictan medidas complementarias destinadas a

reforzar el sistema de vigilancia y respuesta sanitaria frente al COVID-10 en el territorio nacional y a la reducción de su impacto en la economía peruana (16 de

marzo de 2020). <https://www.gob.pe/institucion/mef/normas-legales/460546-027->

[2020](https://www.gob.pe/institucion/mef/normas-legales/460546-027-2020)

Decreto de Urgencia N.º 044-2020. Decreto de Urgencia que establece la ampliación de

las medidas dispuestas en el Decreto de Urgencia N.º 027-2020 para la protección económica de los hogares vulnerable ante el riesgo de la propagación del Covid-19

(21 de abril de 2020). <https://www.gob.pe/institucion/pcm/normas-legales/483084->

[044-2020](https://www.gob.pe/institucion/pcm/normas-legales/483084-044-2020)

Decreto de Urgencia N.º 056-2020. Dictan medidas para el pago de fondos otorgados o

liberados por el gobierno a través de cuentas en empresas del sistema financiero y empresas emisoras de dinero electrónico ante la emergencia producida por el

Covid-19, y otras disposiciones (14 de mayo de 2020).

<https://busquedas.elperuano.pe/download/url/dictan-medidas-para-el-pago-de-fondos-otorgados-o-liberados-decreto-de-urgencia-n-056-2020-1866391-1>

Decreto Supremo N.º 044-2020-PCM. Decreto Supremo que declara Estado de Emergencia Nacional por las graves circunstancias que afectan la vida de la Nación a consecuencia del brote del COVID-19 (15 de marzo de 2020).

<https://www.gob.pe/institucion/pcm/normas-legales/460472-044-2020-pcm>

Decreto Supremo N.º 051-2020-PCM. Prórroga del Estado de Emergencia Nacional declarado mediante Decreto Supremo N.º 044-2020-PCM (27 de marzo de 2020).

<https://www.gob.pe/institucion/pcm/normas-legales/462808-051-2020-pcm>

Decreto Supremo N.º 094-2020-PCM. Decreto Supremo que establece las medidas que debe observar la ciudadanía hacia una nueva convivencia social y prorroga el Estado de Emergencia Nacional por las graves circunstancias que afectan la vida de la nación a consecuencia del COVID-19 (23 de mayo de 2020).

<https://www.gob.pe/institucion/pcm/normas-legales/584231-094-2020-pcm>

Defensoría de Pueblo. (2020). *Entrega de bonos a hogares en el contexto de la emergencia por la Covid-19: Dificultades y recomendaciones* (Serie de Informes

Especiales N.º 025-2020-DP). <https://www.defensoria.gob.pe/wp-content/uploads/2020/07/Serie-Informes-Especiales-N%C2%BA-25-2020-DP-Entrega-de-bonos-a-hogares-en-el-contexto-de-la-emergencia-por-la-COVID-19.pdf>

Dehejia, R. H., & Wahba, S. (2002). Propensity score-matching methods for nonexperimental causal studies. *Review of Economics and statistics*, 84(1), 151-161.

- DiNardo, J., & Tobias, J. L. (2001). Nonparametric density and regression estimation. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 11-28.
- Feinstein, O., Ligero, J., Rein, M., Schon, D., Majone, G., Weiss, C., Carden, F., Alkin, M., Ballart, X., Vedung, E., Mayne, J., y Picciotto, R. (2016). *La evaluación de políticas. Fundamentos conceptuales y analíticos*. CAF.
- Feres, J. C., & Villatoro, P. (2012). La viabilidad de erradicar la pobreza: un examen conceptual y metodológico. <https://hdl.handle.net/11362/4781>
- Fernández, M. I., Remy, M. I., Scott, J., y Carriazo, F. (2013). Políticas de protección social y superación de la pobreza para la inclusión social: una lectura crítica desde el enfoque de cohesión territorial. *Santiago de Chile: RIMISP*.
- Flores-Cueto, J. J., Hernández, R. M., y Garay-Argandoña, R. (2020). Tecnologías de información: Acceso a internet y brecha digital en Perú. *Revista Venezolana de Gerencia: RVG*, 25(90), 504-527.
- Fougère, D., & Jacquemet, N. (2019). Causal Inference and Impact Evaluation. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 510-511-512, 181–200. <https://doi.org/10.24187/ecostat.2019.510t.1996>
- Fukuda-Parr, S. (2006). The human poverty index: A multidimensional measure. *Poverty in focus*, 7(9), 32.
- Gallardo, M. (2020). Measuring vulnerability to multidimensional poverty. *Social Indicators Research*, 148, 67–103. <https://doi.org/10.1007/s11205-019-02192-y>.

- Gallardo, M., Santos, M. E., Villatoro P., & Pizarro, V. (2021). Measuring vulnerability to multidimensional poverty in Latin America. *DOCUMENTO DE TRABAJO*, 2021, 36.
- Gallego, J., Hoffmann, B., Ibararán, P., Medina, M. P., Pecha, C., Romero, O., ... y Vera-Cossio, D. A. (2021). Impactos del programa Ingreso Solidario frente a la crisis del COVID-19 en Colombia. *Banco Interamericano de Desarrollo. Departamento de Investigación y economía. Nota Técnica IDB-TN*, 2162.
- Galperín, H. (2017). Sociedad digital: brechas y retos para la inclusión digital en América Latina y el Caribe. UNESCO. Lima. <https://hdl.handle.net/20.500.12799/5803>
- Gamero, J., y Pérez, J. (2020). Perú: Impacto de la COVID-19 en el empleo y los ingresos laborales. *Organización Internacional Del Trabajo: Panorama Laboral En Tiempos de La COVID-19*. https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---americas/---ro-lima/documents/publication/wcms_756474.pdf
- Gertler, P. J., Martinez, S., & Vermeersch, C. M. (2016). *Impact Evaluation in Practice* (Second edition). World Bank.
- Greifer, N., & Stuart, E. A. (2021). Choosing the estimand when matching or weighting in observational studies. *arXiv preprint arXiv:2106.10577*.
- Grosh, M., Del Ninno, C., Tesliuc, E., & Ouerghi, A. (2008). *For protection and promotion: The design and implementation of effective safety nets*. World Bank Publications.
- Hansen, B. E. (2010). *Bootstrapping in Stata* [Material de clase]. Department of Economics, University of Wisconsin. <https://users.ssc.wisc.edu/~bhansen/706/Econ706.htm>

Hernán, M. A., & Robins, J. M. (2020). *Causal Inference: What If*. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC.

Hernández, R.; Fernández, C. y Baptista, M. (2014) *Metodología de la investigación*, 6ta ed, Ciudad de México. McGraw-Hill Education

Herrera, J. (2017, 05 de mayo). *Las dimensiones de la pobreza y los retos para el cierre de nuevas y viejas brechas* [Conferencia]. Seminario Internacional: Horizontes sociales y políticos desde los países andinos. Economía política, democracia y cultura en un nuevo ciclo de globalización, Lima, Perú.
https://www.mesadeconcertacion.org.pe/sites/default/files/archivos/2017/documentos/05/j._herrera_dimensiones_de_la_pobreza_cierre_brechas.pdf

Horowitz, J. L. (2019). Bootstrap Methods in Econometrics. *Annual Review of Economics*, 11, 193-224. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080218-02565>

Imbens, G. W., & Rubin, D. B. (2015). *Causal inference in statistics, social, and biomedical sciences*. Cambridge University Press.

Instituto de Estudios Peruanos (IEP). (2020). *Desigualdad, vulnerabilidades y estrategias frente al covid-19*. <https://iep.org.pe/wp-content/uploads/2020/06/IEP.-Desigualdad-vulnerabilidades-y-estrategias-en-la-crisis-del-covid-19-mayo-2020.pdf>

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2009). *Mapa del Déficit Habitacional a Nivel Distrital 2007*.
https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib0868/libro.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2016). *Perú: Cobertura del Sistema de Pensiones. Síntesis Estadística.*

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/boletin_pensiones.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2018). *Población afiliada a algún seguro de salud. Sobre la base de los resultados de los Censos Nacionales 2017: XII de Población, VII de Vivienda y III de Comunidades Indígenas.*

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1587/libro01.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2018a). *Perú: Características de las viviendas particulares y los hogares. Acceso a servicios básicos.*

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1538/Libro.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2019). *Perú: Tipos y ciclos de vida de los hogares. Censos Nacionales 2017: XII de Población, VII de Vivienda y III de Comunidades Indígenas.*

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1711/libro.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2019a). *Comportamiento de los indicadores de mercado laboral a Nivel Nacional. Trimestre: Junio – Agosto-Septiembre* 2019.

<https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/empleo-nacionaljulagoset-2019.pdf>

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020). *Evolución de los Indicadores de Empleo e Ingreso por Departamento, 2007-2019*.

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1790/libro.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020a). *Estadísticas de las Tecnologías de Información y Comunicación en los Hogares. Trimestre: Enero-febrero-marzo* 2020.

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/boletin_tics.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020b, 20 de mayo). *Pobreza monetaria alcanzó al 20,2% de la población en el año 2019* [Comunicado de prensa]. https://m.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/noticias/np_65_2020.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020c). *Producción y Empleo Informal en el Perú: Cuenta Satélite de la Economía Informal 2007-2019*.

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1764/libro.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020d). *Perú: Condiciones de vida de la población en riesgo ante la pandemia del Covid.19*.

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1745/libro.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020e). *Principales efectos del Covid-19 en los hogares de Lima Metropolitana y el Callao*.

<https://www.comuniteca.org/uploads/libros/6d7479ae10ce00402e7d29fc87ae798804347dce.pdf>

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020f). *Condiciones de Vida en el Perú Trimestre: Abril-mayo-junio 2020.*

<https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/3171636/Condiciones%20de%20Vida%20en%20el%20Per%C3%BA%3A%20Abril%20-%20Mayo%20-%20Junio%202020.pdf>

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020g, 28 de setiembre). *El 64,8% de la población de 6 y más años de edad accedió a internet durante el segundo trimestre del 2020* [Comunicado de prensa].

<https://m.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/noticias/nota-de-prensa-no-137-2020-inei.pdf>

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2020h). *Perú: Indicadores de Educación por Departamentos, 2009-2019.*

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1751/libro.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2021, 14 de mayo). *Pobreza monetaria alcanzó al 30,1% de la población del país durante el año 2020* [Comunicado de prensa].

<https://www.inei.gob.pe/prensa/noticias/pobreza-monetaria-alcanzo-al-301-de-la-poblacion-del-pais-durante-el-ano-2020-12875/>

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2021a). *Evolución de la Pobreza Monetaria, 2009-2020.*

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/pobreza2020/Pobreza2020.pdf

Instituto Peruano de Economía. (2020, 03 de agosto). *El costo de unificar la salud*

[Comunicado de prensa]. <https://www.ipe.org.pe/portal/el-costo-de-unificar-la-salud/#:~:text=Las%20diferencias%20entre%20ambos%20sistemas,de%20establecimientos%20a%20nivel%20nacional>.

Lagos, A., y Rojas, M. (2021). *Retos del Estado en el otorgamiento de bonos y canastas como respuesta a la Covi-19*. [Tesis de maestría, Universidad del Pacífico].

Repositorio institucional de la Universidad del Pacífico.
<https://repositorio.up.edu.pe/handle/11354/3311>

Lechner, M. (2008). A note on the common support problem in applied evaluation studies. *Annales d'Économie et de Statistique*, 217-235.

Londoño-Vélez, J., y Querubín, P. (2020). El Impacto de Transferencias Monetarias de Emergencia durante una Pandemia: Evidencia Experimental para Colombia. Recuperado de <https://img.lalr.co/cms/2020/12/18172637/Informe-devoluci%C3%B3n-del-IVA.pdf>

Mancero, X. (2017). Situación de las mediciones multidimensionales de la pobreza en la región. En Villatoro, P. (compilador), *Indicadores no monetarios de pobreza: avances y desafíos para su medición* (pp. 15-24). CEPAL.
<https://hdl.handle.net/11362/43140>

Manfredi, M., y Actis Di Pasquale, E. (2017). La relación entre bienestar objetivo y subjetivo: una comparación internacional. En *I Jornadas de Sociología de la Universidad Nacional de Mar del Plata*.

Mantilla, E. (2021). *¿Y qué será de la vida?: Un análisis de las diferentes dimensiones de la vulnerabilidad a la pobreza de los hogares peruanos, 2014-19*. Instituto

Nacional de Estadística e Informática (INEI).

<https://www.gob.pe/institucion/inei/informes-publicaciones/3149200-y-que-sera-de-la-vida-un-analisis-de-las-diferentes-dimensiones-de-la-vulnerabilidad-a-la-pobreza-de-los-hogares-peruanos-2014-19>

Ministerio de Desarrollo e Inclusión Social (MIDIS). (2020, 24 de junio). *Alrededor de 5.3 millones de hogares ya cobraron el bono de S/ 760*. [Comunicado de prensa].

<https://www.gob.pe/institucion/midis/noticias/188408-alrededor-de-5-3-millones-de-hogares-ya-cobraron-el-bono-de-s-760>

Ministerio de Desarrollo e Inclusión Social (MIDIS). (2020a). *Programa Nacional de Asistencia Solidaria Pensión 65. Memoria Anual 2020*.

<https://www.pension65.gob.pe/wp-content/uploads/2021/06/Memoria-Anual-2020-Pension-65.pdf>

Ministerio de Economía y Finanzas (MEF). (2004). *Los Sistemas de Pensiones en Perú*.

https://www.mef.gob.pe/contenidos/pol_econ/documentos/sistemas_pensiones.pdf

Ministerio de Salud (MINSA). (s.f). *Datos Abiertos de Covid-19*. Recuperado el 04 de enero de 2023, de <https://www.datosabiertos.gob.pe/group/datos-abiertos-de-covid-19>

Morrison, P. S. (2019). Subjective and objective well-being. *Scienze Regionali*, 18(Speciale), 651-656. doi: 10.14650/94671

Naciones Unidas (2000) “El mejoramiento de la protección social y la reducción de la vulnerabilidad en el actual proceso de mundialización. Informe del Secretario General” (E/CN.5/2001/2), Comisión de Desarrollo Social, 39º período de sesiones

[en línea] <https://documents-dds-ny.un.org/doc/UNDOC/GEN/N00/792/26/PDF/N0079226.pdf?OpenElement>

Narayan-Parker, D., & Patel, R. (2000). *Voices of the poor: Can anyone hear us?* (Vol. 1). World Bank Publications.

Neal, B. (2020). *Introduction to causal inference: From a machine learning perspective*. Course Lect. Notes.

Ñopo, H. (2020). Cuarentena en Perú: 5 factores que explican por qué las medidas de confinamiento no impiden que sea el segundo país de América Latina con más casos de covid-19 / Entrevistado por Pierina Pighi. BBC News.

Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI). (2018). *Global Multidimensional Poverty Index 2018: The Most Detailed Picture to Date of the World's Poorest People*, University of Oxford, UK.

Pighi, P. (28 de agosto de 2020). Coronavirus en Perú: 5 factores que explican por qué es el país con la mayor tasa de mortalidad entre los más afectados por la pandemia. BBC News. <https://www.bbc.com/mundo/noticias-america-latina-53940042>

Ponce, M. G. (2018). Medición de pobreza multidimensional de la iniciativa en pobreza y desarrollo humano. *Revista de Ciencias Sociales (Ve)*, 24(4), 98-113.

Poza Lara, C., y Fernández Cornejo, J. A. (2011). ¿Qué factores explican la pobreza multidimensional en España? Una aproximación a través de los modelos de ecuaciones estructurales. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 12, 81-110.

Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO).

(2015). *El estado mundial de la agricultura y la alimentación. La protección social y la agricultura: romper el ciclo de la pobreza rural.*

<https://reliefweb.int/report/world/el-estado-mundial-de-la-agricultura-y-la-alimentaci-n-2015>

Organización Internacional del Trabajo (OIT). (2017). *Informe Mundial sobre la Protección Social 2017-2019. La protección social universal para alcanzar los Objetivos de Desarrollo Sostenible.* https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---dcomm/documents/publication/wcms_624890.pdf

Organización Internacional del Trabajo (OIT). (2021). *Un seguro social por desempleo para el Perú. Valuación actuarial.* https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---americas/---ro-lima/---sro-lima/documents/publication/wcms_833975.pdf

Quispe, J., Roque, C., Marca, H., Quispe, F., Guevara, M., Yapuchura, C. (2020). Impacto del otorgamiento de subsidios económicos en la economía familiar en tiempos de pandemia (COVID-19), en la ciudad de Puno, Perú. *Revista F@ ro*, 2(32), 89-111.

Resolución Ministerial N.º 328-2018-MIDIS. Amplían vigencia de las clasificaciones socioeconómicas de los hogares, cuya información fue recogida por el INEI en el marco del Empadronamiento Distrital de Población y Vivienda 2012- 2013 “Barrido Censal” (20 de noviembre de 2018). <https://www.gob.pe/institucion/midis/normas-legales/269340-328-2018-midis>

Resolución Ministerial N.º 107-2015-MIDIS. Aprueban la “Metodología para la Determinación de la Clasificación Socioeconómica” (08 de mayo de 2015). https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/16382/RM_107_2015MIDIS.pdf

Resolución Ministerial N.º 151-2016-MIDIS. Aprueban la “Metodología para la Determinación de la Clasificación Socioeconómica” (21 de julio de 2016).

https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/16056/RM_151_2016MIDIS_v2.pdf?v=1530723934

Resolución Ministerial N.º 184-2019-MIDIS. Actualizan ámbitos, indicadores y umbrales de la Metodología para la Determinación de la Clasificación Socioeconómica aprobada por R.M. N.º 151-2016-MIDIS (26 de agosto de 2019).

https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/356413/RM_184_2019MIDIS.pdf?v=1567007883

Resolución Ministerial N.º 160-2020-MINEDU. Disponen el inicio del año escolar a través de la implementación de la estrategia denominada “Aprendo en casa”, a partir del 6 de abril de 2020 y aprueban otras disposiciones (31 de marzo de 2020).

<https://www.gob.pe/institucion/minedu/normas-legales/466108-160-2020-minedu>

Resolución Ministerial N.º 184-2020-MINEDU. Disponer que el inicio de la prestación presencial del servicio educativo a nivel nacional en las instituciones educativas públicas y de gestión privada de Educación Básica, se encuentra suspendido mientras esté vigente el estado de emergencia nacional y la emergencia sanitaria para la prevención y control del COVID-19 (04 de mayo de 2020).

<https://www.gob.pe/institucion/minedu/normas-legales/544627-184-2020-minedu>

Resolución Ministerial N.º 095-2021-PCM. Se crea el Grupo de Trabajo Técnico de naturaleza temporal, dependiente de la Presidencia del Consejo de Ministros, con el objeto de proponer los criterios para actualizar la cifra de fallecidos por la COVID-19. (14 de abril de 2021).

<https://www.gob.pe/institucion/minedu/normas-legales/544627-184-2020-minedu>

Resolución Viceministerial N.º 079-2020-MINEDU. Aprueban actualización de la Norma Técnica denominada “Orientaciones para el desarrollo del Año Escolar 2020 en las Instituciones Educativas y Programas Educativos de la Educación Básica” (12 de marzo de 2020). <https://www.gob.pe/institucion/minedu/normas-legales/459956-079-2020-minedu>

Robles, C., y Rossel, C. (2021). “*Herramientas de protección social para enfrentar los efectos de la pandemia de COVID-19 en la experiencia de América Latina*”, *Documentos de Proyectos* (LC/TS.2021/135), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).

Rodríguez, A. (2006). *La brecha digital y sus determinantes*. Universidad Nacional Autónoma de México.

Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55.

Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1985). Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score. *The American Statistician*, 39(1), 33-38.

Sen, A. (1999). *Desarrollo y Libertad*. Planeta S. A. https://indigenasdelperu.files.wordpress.com/2015/09/desarrollo_y_libertad_-_amartya_sen.pdf

Sianesi, B. (2004). An evaluation of the Swedish system of active labor market programs in the 1990s. *Review of Economics and statistics*, 86(1), 133-155.

- Steiner, P. M., & Cook, D. (2013). Matching and Propensity Scores. En T. D. Little (Ed.), *The Oxford Handbook of Quantitative Methods* (pp. 237-259). Oxford University Press, Inc.
- Stuart, E. A. (2010). Matching methods for causal inference: A review and a look forward. *Statistical science: a review journal of the Institute of Mathematical Statistics*, 25(1), 1.
- Tello, M. D. (2018). *Brecha Digital en el Perú: Diagnóstico, Acceso, Uso e Impactos*. Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI).
<https://departamento.pucp.edu.pe/economia/wp-content/uploads/Mario-Tello.-Brecha-digital.-INEI.pdf>
- Trivelli, C. (2005). Una mirada cuantitativa a la situación de pobreza de los hogares indígenas en el Perú. *Economía*, 28(55-56), 83-158.
- Veenhoven, R. (2000). Las cuatro calidades de vida. Organización de conceptos y medidas de la buena vida. *Journal of Happiness studies*, 1, 1-39.
- Villatoro, P. (2017). *Medición multidimensional de la pobreza*. Santiago (Chile): Cepal.
<https://www.cepal.org/sites/default/files/presentations/08-10-cepal-pobreza-multidimensional-pvillatoro.pdf>
- Villatoro, P., y Santos, M. E. (2019). ¿Quiénes son pobres? Análisis de su identificación en América Latina. *Problemas del desarrollo*, 50(199), 3-29.
- Voukelatou, V., Gabrielli, L., Miliou, I., Cresci, S., Sharma, R., Tesconi, M., & Pappalardo, L. (2021). Measuring objective and subjective well-being: dimensions and data sources. *International Journal of Data Science and Analytics*, 11, 279-309.
) <https://doi.org/10.1007/s41060-020-00224-2>

Western, M., & Tomaszewski, W. (2016). Subjective wellbeing, objective wellbeing and inequality in Australia. *PloS one*, 11(10), e0163345. doi:10.1371/journal.pone.0163345

Zegarra, E. (08 de junio de 2020). La pandemia del COVID-19 y la inseguridad alimentaria en el Perú, por Eduardo Zegarra. *GRADE*. <https://www.grade.org.pe/novedades/la-pandemia-del-covid-19-y-la-inseguridad-alimentaria-en-el-peru-por-eduardo-zegarra/>

ANEXOS

Anexo 1: Matriz de consistencia

Problema General	Objetivo General	Hipótesis General	Variable de tratamiento	Indicadores	Instrumentos
¿Cuál fue el impacto del <i>Bono yo me quedo en casa</i> sobre el bienestar de los hogares beneficiarios?	Investigar cuál fue el impacto del <i>Bono yo me quedo en casa</i> sobre el bienestar de los hogares beneficiarios.	El <i>Bono yo me quedo en casa</i> tuvo efectos significativos en algunas variables asociadas al bienestar de los hogares beneficiarios.	Beneficiario o no del <i>Bono yo me quedo en casa</i>	Haber sido beneficiario o no del <i>Bono yo me quedo en casa</i>	ENAH0 - P.71016: En los últimos tres años, ¿Ud. o algún miembro de su hogar ha sido beneficiario de: <i>Bono yo me quedo en casa</i> (MIDIS)?
Problemas Específicos	Objetivos Específicos	Hipótesis Específicas	Variable de tratamiento	Indicadores	Instrumentos
¿Cuál fue el impacto <i>Bono yo me quedo en casa</i> sobre el consumo de alimentos en los hogares beneficiarios?	Analizar cuál fue el impacto del <i>Bono yo me quedo en casa</i> sobre el consumo de alimentos en los hogares beneficiarios	El <i>Bono yo me quedo en casa</i> no tuvo un impacto significativo sobre el consumo de alimentos en los hogares beneficiarios.	Consumo alimentario	Logaritmo natural del gasto alimentario per cápita mensual. Variable dicotómica-1: gasto alimentario per cápita mensual mayor o igual a la línea de pobreza extrema urbana del 2020; 0: de otro modo.	ENAH0- Módulo Sumaria: Preguntas asociadas al gasto en alimentos preparados dentro del hogar y adquiridos fuera del hogar (incluyendo los obtenidos de instituciones benéficas). ENAH0- P204: ¿Es miembro del hogar familiar?

Continúa...

IMPACTO DEL PRIMER BONO COVID-19 EN EL BIENESTAR

¿Cuál fue el impacto del <i>Bono yo me quedo en casa</i> sobre el contagio por Covid-19 en los hogares beneficiarios?	Examinar cuál fue el impacto del <i>Bono yo me quedo en casa</i> sobre el contagio por Covid-19 en los hogares beneficiarios	El <i>Bono yo me quedo en casa</i> no tuvo un impacto significativo sobre el contagio por Covid-19 en los hogares beneficiarios.	Contagio por Covid-19	Porcentaje de miembros del hogar que afirmó haber experimentado síntomas asociados al Covid-19. Variable dicotómica – 1: al menos un miembro de hogar experimentó síntomas asociados al Covid-19; 0: de otro modo.	ENAH0- P4026: En las últimas 4 semanas, del... al... ¿Presentó Ud. algún(a): Síntoma del COVID-19 (Fiebre, tos seca, sensación de ahogo). ENAH0- P204: ¿Es miembro del hogar familiar?
¿Cuál fue el impacto del <i>Bono yo me quedo en casa</i> sobre la asistencia escolar en los hogares beneficiarios?	Evaluar cuál fue el impacto del <i>Bono yo me quedo en casa</i> sobre la asistencia escolar en los hogares beneficiarios	El <i>Bono yo me quedo en casa</i> sí tuvo un impacto favorable y significativo sobre la asistencia escolar en los hogares beneficiarios.	Asistencia escolar	Porcentaje de miembros del hogar en edad escolar que asisten a clases en relación al total de miembros en edad escolar con estudios de EBR incompletos. Variable dicotómica- 1: al menos un miembro del hogar en edad escolar con estudios de EBR	ENAH0- P208a: ¿Qué edad tiene en años cumplidos? - En años ENAH0 – P301a: ¿Cuál es el último año o grado de estudios y nivel que aprobó? – Nivel (secundaria incompleta o menos) ENAH0- P307: Actualmente, ¿Asiste a algún centro o programa

Continúa...

IMPACTO DEL PRIMER BONO COVID-19 EN EL BIENESTAR

	incompletos no asiste a clases; 0: de otro modo.	de educación básica o superior bajo la modalidad de educación a distancia?
		ENAH0- P204: ¿Es miembro del hogar familiar?

*Anexo 2: Dimensiones e indicadores usados para evaluar el impacto del programa**Ingreso Solidario*

Dimensiones	Indicadores
Ingreso del hogar	Reportar ingresos mayores a cero Reportar ingresos mayores a la línea de pobreza extrema Ingreso per-cápita Ingreso per-cápita (sin influencia de valores extremos)
Empleo	Situación laboral (trabajó o no) Trabajo formal Trabajo informal Aporte a la seguridad social Horas/semanas de trabajo Búsqueda de trabajo o incremento de horas laborales
Alimentación	Consumo de alimentos per cápita (miles de pesos) Consumo de alimentos per cápita (sin influencia de valores extremos) Gasto en alimentos per-cápita Gasto en alimentos per-cápita (sin influencia de valores extremos) Índice de seguridad alimentaria
Gasto no alimentario	Pago de servicios básicos (probabilidad) Gasto en servicios básicos (Miles de pesos per-cápita) Pago de alquiler (probabilidad) Gastos en alquiler (Miles de pesos per-cápita) Realizar pagos relacionados a la salud (probabilidad) Gasto en salud (Miles de pesos per-cápita) Realizar pagos relacionados a la educación (material escolar) (probabilidad) Gasto en educación (material escolar) (Miles de pesos per-cápita) Realizar pagos por otros conceptos (vestimenta y transporte) (probabilidad) Otros gastos (vestimenta y transporte) (Miles de pesos per-cápita)
Educación	Asistencia a clases Estudiar 4 horas o más Tiempo dedicado al estudio (minutos/día) Padres dedican tiempo a ayudar a los niños con sus clases y/o tareas Tiempo dedicado a ayudar a los niños con sus clases y/o tareas (minutos/día) Percepción de los padres sobre la probabilidad de que su hijo pase al siguiente grado
Bienestar subjetivo y convivencia	Nivel de preocupación ^a por la situación financiera del hogar Nivel de preocupación ^a por pago de alquiler

Continúa...

Inclusión financiera	Nivel de preocupación ^a para la salud y educación
	Nivel de preocupación ^a por la seguridad alimentaria
	Nivel de preocupación ^a por oportunidades laborales
	Víctima de violencia doméstica (psicológica, física, financiera o sexual)
	Apertura de una nueva cuenta bancaria
	Revisión de los saldos de la cuenta bancaria a través de herramientas digitales
	Pagos con billeteras móviles
	Ahorro en billeteras móviles
	Realizar transferencias con billeteras móviles

Nota: Adaptado de *Impactos del programa Ingreso Solidario frente a la crisis del COVID-19 en Colombia* (pp. 26, 31, 38, 40, 44), por J. Gallego, B. Hoffmann, P. Ibararán, M. P. Medina, C. Pecha, O. Romero, M. Stampini, D. Vargas y D. A. Vera-Cossio, 2021, Banco Interamericano de Desarrollo (<http://dx.doi.org/10.18235/0003261>).

^a Los niveles de preocupación se midieron a través de escalas de Likert del 1 (ninguna preocupación) al 5 (muchacha preocupación)

Anexo 3: Dimensiones e indicadores usados para evaluar el impacto del programa de Compensación del IVA

Dimensiones	Indicadores
Inversión de padres en educación de sus hijos	Horas al día dedicadas a la educación
	Diálogo en la escuela
	Niños que leen
	Pago de tutorías
	Motivar a leer
	Ayudar con tareas
	Diálogo con el docente
	Actividades lúdicas
	Incentivar la enseñanza a distancia
	Acceso a internet
Salud financiera	Acceso a materiales de aprendizaje
	Índice agregado ^a
	Vender pertenencias
	Agotar ahorros
	Pedir dinero prestado
	No pagar un préstamo
	Suspender otros gastos obligatorios
Salud mental	Empeñar pertenencias
	Índice agregado ^a
	Dificultada de sueño
	Ansiedad
	Comportamiento agresivo
Salud física	Tristeza
	Índice agregado ^a
	Fiebre o escalofríos
	Dolor de cabeza
	Tos o dolor de garganta
	Dificultad para respirar
	Pérdida de gusto/olfato
Seguridad alimentaria y acceso a comida	Fatiga
	Índice agregado ^a
	Probabilidad de salir a comprar alimentos
	Comidas limitadas en adultos
	Comidas limitadas en menores
	Cero comidas al día en adultos
	Cero comidas al día en menores
	Comida en la casa de amigos o parientes
	Mendigar comida
	Índice agregado ^a dummy
	Índice agregado ^a continuo

Continúa...

Violencia de pareja	Violencia física
	Violencia emocional
	Violencia económica
	Violencia sexual
	Índice agregado ^a
Gastos del hogar	Gasto en el mercado
	Gasto en productos de limpieza
	Gasto en renta o hipoteca
	Gasto en servicios
	Gasto en ropa
	Gasto en medicinas
	Gasto en transporte/gasolina
	Gasto en pago de deudas
	Gasto en celular e internet
	Gasto en educación

Nota: Adaptado de *El Impacto de Transferencias Monetarias de Emergencia durante una Pandemia: Evidencia Experimental para Colombia* (pp. 28, 30), por J. Londoño-Vélez y P. Querubín, 2020 (<https://img.lalr.co/cms/2020/12/18172637/Informe-devoluci%C3%B3n-del-IVA.pdf>)

^a Construidos en base a la agregación de los indicadores subyacentes de la misma dimensión

Anexo 4: Normativa relacionada con el estado de emergencia y la actividad económica y educativa hasta junio de 2020

A continuación, sobre la base del periodo de estudio, se señalan las normas que expandieron el estado de emergencia y modificaron las restricciones y garantías a la actividad económica y educativa hasta junio de 2020

Cabe resaltar que no se mencionaran todas las normas y medidas establecidas, sino únicamente, y de manera resumida, las relacionadas a la prórroga del Estado de Emergencia y a la modificación de las restricciones y garantías a la actividad económica y educativa.

Decreto Supremo	Fecha de Publicación	Descripción de las medidas
D. S. N°008-2020-SA	11/03/2020	Establece medidas para evitar la propagación del Covid-19 en el territorio nacional. Regula, entre otros, la entrada al territorio nacional por cualquier vía, la realización de actividades en espacios públicos y privados, la implementación de medidas sanitarias en centros laborales y medios de transporte, y la ordena la suspensión de las actividades educativas.
R. VM. N° 079-2020-MINEDU	12/03/2020	Ordena la suspensión y aplazamiento de las actividades educativas de la educación básica hasta el 29 de marzo de 2020.
D. S. N°044-2020-PCM	15/03/2020	Declara el Estado de Emergencia Nacional por 15 días calendario. Impone, entre otros, el aislamiento social obligatorio, la suspensión de los Derechos Constitucionales y restricciones las actividades comerciales, culturales y recreativas Garantiza la producción, venta, adquisición y abastecimiento de bienes y servicios elementales. Suspende el transporte interprovincial de pasajeros y se reduce la oferta de transporte urbano (terrestre y fluvial) al 50%.
D. S. N°051-2020-PCM	27/03/2020	Amplía el Estado de Emergencia hasta el 12 de abril de 2020. Declara la Inmovilización Social Obligatoria de todas las personas en su domicilio, desde las 20:00 hasta las 5:00 del día siguiente.
D. S. N°053-2020-PCM	30/03/2020	Excluye del horario de inmovilización social obligatoria, entre otros, a la mano de obra

Continúa...

		estrictamente necesaria para la prestación de los bienes y servicios básicos elementales durante el periodo de emergencia.
R. M. N°160-2020- MINEDU		Dispone del inicio del año escolar a distancia, a partir del 06 de abril de 2020 y mediante la estrategia Aprendo en casa, hasta el 04 de mayo de 2020.
D. S. N°057- 2020-PCM	02/04/2020	Establece, con algunas excepciones, que para la adquisición de víveres y/o productos farmacéuticos solo podrá desplazarse una persona por familia. Disponiendo, además, que lunes, miércoles y viernes, únicamente pueden transitar varones, y martes, jueves y sábado, solo mujeres. El día domingo se restringe la salida durante todo el día.
D. S. N°064- 2020-PCM	10/04/2020	Prorroga el Estado de Emergencia Nacional hasta el 26 de abril de 2020. Para determinados departamentos, modifica el horario de inmovilización social obligatoria desde las 18:00 hasta las 04:00 del día siguiente, con las excepciones ya mencionadas. Establece, con algunas excepciones, que para la adquisición de víveres, productos farmacéuticos y trámites financieros solo podrá desplazarse una persona por familia de lunes a sábado. El domingo se mantiene la inmovilización.
D. S. N°075- 2020-PCM	25/04/2020	Extiende el Estado de Emergencia Nacional hasta el 10 de mayo de 2020.
D. S. N°080- 2020-PCM	03/05/2020	Aprueba la reanudación de actividades económicas según una estrategia de 4 fases y siguiendo determinados protocolos de bioseguridad y otras disposiciones. Anuncia el inicio de la primera fase de reanudación de actividades económicas que incluyen algunas actividades de los sectores minería e industria, construcción, servicios y turismo y comercio.
R. M. N°00184- 2020- MINEDU	04/05/2020	Suspende el inicio de la prestación presencial del servicio educativo en la Educación Básica mientras esté vigente el Estado de Emergencia Nacional y la Emergencia Sanitaria.
D. S. N°083- 2020-PCM	09/05/2020	Amplía el Estado de Emergencia Nacional hasta el 24 de mayo de 2020. Flexibiliza el horario de inmovilización social en algunos departamentos y lo restringe aún más en otros, con las excepciones ya mencionadas. Manteniendo la restricción total el día domingo. Conforme la estrategia de reanudación de las actividades económicas, señala que las personas pueden circular para la prestación y acceso a las actividades comprendidas en cada una de las fases, según su implementación.

Continúa...

		Se incrementa la oferta del transporte urbano por medio terrestre y fluvial. Para el transporte público y puntos de recojo, entidades financieras, y centros de venta de alimentos no preparados, se establece un aforo del 50% así como el cumplimiento de ciertos protocolos de bioseguridad.
D. S. N°094-2020-PCM	23/05/2020	Extiende el Estado de Emergencia Nacional hasta el 30 de junio de 2020 Flexibiliza el horario de inmovilización social obligatoria, con las excepciones ya mencionadas. Manteniendo la restricción total el día domingo. Respecto al transporte urbano, se dispone que los Gobiernos Locales y la Autoridad de Transporte Urbano (para el transporte terrestre en Lima y Callao) tengan la potestad de decidir la oferta de referido servicio, cumpliendo los protocolos de bioseguridad.
D. S. N°101-2020-PCM	04/06/2020	Se aprueba la implementación de la Fase 2 de la reanudación de actividades económicas, ampliando la lista de actividades permitidas en el sector minería y agricultura. Se anuncia, con excepción de algunos departamentos, la reanudación de actividades de conglomerados productivos y comerciales a puerta cerrada, con el permiso de vender o prestar sus servicios solo de manera electrónica.
D. S. N°110-2020-PCM	18/06/2020	Amplía las actividades económicas permitidas como parte de la Fase 2 de reanudación de actividades, en los sectores manufactura, comercio y servicios, en algunos departamentos del país. Para algunos departamentos, permite, a excepción de los establecimientos de comida, la atención al público en conglomerados comerciales y tiendas por departamentos, con aforo limitado. Autoriza la reanudación de actividades diversas en mercados de abastos. Flexibiliza el horario de inmovilización social. Manteniendo la restricción total el día domingo.
D. S. N°116-2020-PCM	26/06/2020	Amplía el Estado de Emergencia Nacional hasta el 31 de julio de 2020. Se flexibiliza la inmovilización social obligatoria, incluyendo domingos, en algunos departamentos.
D. S. N°117-2020-PCM	30/06/2020	Se aprueba la implementación de la Fase 3 de la reanudación de actividades económicas en algunos departamentos del país. Dentro de esta fase se consideran todas las actividades de energía y minas, agricultura, construcción, comercio y algunas de manufactura y servicios.

*Anexo 5: Construcción de las variables de resultado***Gasto alimentario**

De acuerdo con el módulo sumaria elaborado por el INEI, el gasto total en alimentos se compone de dos grandes grupos: i) alimentos preparados dentro del hogar, ii) alimentos adquiridos fuera del hogar (incluyendo los obtenidos de instituciones benéficas).

Sobre esta base, para construir el indicador asociado al gasto alimentario se ejecutan los siguientes pasos:

1. Dado que el módulo sumaria presenta los montos asociados a cada uno de los grupos descritos de manera anualizada, el primer paso es mensualizarlos, dividiéndolos entre 12.
2. Posteriormente, para cada hogar, se suman los montos y se divide entre el total de miembros de dicho hogar.

Contagio por Covid-19

Para la construcción de esta variable se utiliza la pregunta P.402 de la ENAHO, que indaga, entre otros, acerca de si el entrevistado presentó síntomas relacionados con el Covid-19 (fiebre, sensación de ahogo, etc.) en las últimas 4 semanas.

Sobre esta base, la tasa de síntomas relacionados al Covid-19 en cada hogar se calcula a través de la siguiente fórmula:

Tasa de síntomas de Covid_19

$$= \frac{\sum_{i=1}^N I(\text{si el miembro } i \text{ presentó síntomas de Covid}_19)}{N}$$

Donde N es el número total de miembros del hogar e $I(.)$ es una función indicadora que toma el valor de 1 si se cumple la condición entre paréntesis, y 0 de otro modo.

Asistencia escolar

Para la construcción se han seguido una serie de pasos detallados a continuación:

1. En primer lugar, se debe identificar a los miembros en edad escolar. Para ello, tomando como referencia al INEI (2020h), se considera que la edad reglamentaria para cursar la EBR es de 3 a 16 años.
2. En segundo lugar, se registra a los miembros en edad escolar que, hasta el 2020, no habían logrado culminar la EBR. Con este propósito, el análisis se acota a los miembros entre 3 y 16 años que tengan, como máximo, secundaria incompleta.
3. Tomando en consideración a los individuos identificados a través de los pasos anteriores, se verifica la asistencia de cada uno de ellos a un centro educativo bajo la modalidad a distancia. Para ello, se consideran las siguientes preguntas:
 - i) P.306: Relacionada a la condición de matriculado en algún centro educativo
 - ii) P.307: Relacionada a la asistencia a algún centro educativo bajo la modalidad a distancia
4. Sobre la base de los puntos descritos anteriormente, se construye, para cada hogar, la variable tasa de asistencia escolar a través de la siguiente ecuación:

Tasa de asistencia escolar

$$= \frac{\sum_{i=1}^n I(\text{si el miembro } i \text{ asiste a la escuela en modalidad a distancia})}{n}$$

Donde n es el número total de miembros del hogar en edad escolar y con estudios EBR incompletos e $I(.)$ es una función indicadora que toma el valor de 1 si se cumple la

IMPACTO DEL PRIMER BONO COVID-19 EN EL BIENESTAR

condición entre paréntesis, y 0 de otro modo (no está matriculado o, a pesar de estarlo, no asiste).

*Anexo 6: Construcción de las variables observadas***Ratio de hacinamiento**

De acuerdo con el INEI (2009), el hacinamiento se define como la relación entre el número de residentes de un hogar y la cantidad de habitaciones que tiene el mismo, excluyendo baños, cocina, pasadizos y garajes. En este marco, la fórmula utilizada para su cálculo es la siguiente:

$$\text{Ratio de hacinamiento} = \frac{N^{\circ} \text{ de miembros del hogar}}{N^{\circ} \text{ de habitaciones del hogar}}$$

Cabe resaltar que la pregunta P.104, utilizada para contabilizar el número de habitaciones, excluye a los baños, cocina, pasadizos y garajes.

Material del piso, techo y paredes

Siguiendo al INEI (2009, 2018a), para el área urbana, los materiales del piso, techo y paredes se pueden clasificar como precarios o no precarios según el siguiente detalle:

Material	Clasificación
Pisos	
Parquet o madera pulida	No precario
Láminas asfálticas, vinílicos o similares	No precario
Losetas, terrazos o similares	No precario
Madera (pona, tornillo, etc.)	No precario
Cemento	No precario
Tierra	Precario
Otro material	Precario
Techo	
Concreto	No precario
Madera	No precario
Tejas	No precario
Planchas de calamina, fibra de cemento o similares	No precario
Caña o estera con torta de barro o cemento	Precario
Triplay/esteras/carrizo	Precario
Paja, hojas de palmera	Precario
Otro material	Precario
Paredes	
Ladrillo o bloque de cemento	No precario
Piedra o sillar con cal o cemento	No precario
Adobe	Precario
Tapia	Precario
Quincha	Precario
Piedra con barro	Precario
Madera (pona, tornillo, etc.)	Precario
Triplay/calamina/esteras	Precario
Otro material	Precario

Nota: Los datos de los pisos y paredes son del INEI (2009) y los datos de los techos son del INEI (2018a)

Bajo este marco, para cada estructura (piso, techo o paredes), se crea una variable *dummy* que toma el valor de 1 si el material con el que se ha construido la estructura es precario, y 0 si no lo es.

Combustible usado para cocinar

De acuerdo con el INEI (2018a), el combustible que utiliza un hogar se puede clasificar como limpio o contaminante según el siguiente detalle:

Combustible utilizado para cocinar	Clasificación
Electricidad	Limpio
Gas (balón GLP)	Limpio
Gas natural	Limpio
Carbón	Contaminante
Leña	Contaminante
Bosta y estiércol	Contaminante
Otros (residuos agrícolas)	Contaminante

Nota: Adaptado de Perú: *Características de las viviendas particulares y los hogares. Acceso a servicios básicos* (p. 149), por INEI, 2018a (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1538/Libro.pdf).

Sobre esta base, se construye una variable *dummy* que toma el valor de 1 si el hogar utiliza combustibles contaminantes para cocinar, y 0 si utiliza combustibles limpios o no cocinan.

Servicios básicos (agua, desagüe y alumbrado)

Conforme a lo dispuesto por el INEI (2009), para el área urbana, según la fuente de la que provienen los servicios básicos, estos pueden clasificarse como aceptables o deficitarios en el según el siguiente detalle:

Servicio básico	Clasificación
Abastecimiento de agua	
Red pública, dentro de la vivienda	Aceptable
Red pública, fuera de la vivienda pero dentro de edificio	Deficitario
Pilón o pileta de uso público	Deficitario
Camión-cisterna u otro similar	Deficitario
Pozo (agua subterránea)	Deficitario
Manantial o poquito	Deficitario
Río, acequia, lago, laguna	Deficitario
Otro	Deficitario
Conexión de los servicios higiénicos	
Red pública de desagüe dentro de la vivienda	Aceptable
Red pública de desagüe fuera de la vivienda pero dentro del edificio	Deficitario
Letrina (con tratamiento)	Deficitario
Pozo séptico, tanque séptico o biodigestor	Deficitario
Pozo ciego o negro	Deficitario
Río, acequia, canal o similar	Deficitario
Campo abierto o al aire libre	Deficitario
Otra	Deficitario
Tipo de alumbrado	
Electricidad	Aceptable
Petróleo/gas (lámpara)	Deficitario
Vela	Deficitario
Generador	Deficitario
Otro	Deficitario
No utiliza	Deficitario

Nota: Adaptado de Perú: Mapa del Déficit Habitacional a Nivel Distrital, 2007 (pp.18-19), por INEI, 2009 (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib0868/libro.pdf).

Bajo este marco, para cada tipo de servicio (agua, conexión de los servicios higiénicos o alumbrado), se crea una variable *dummy* que tomará el valor de 1 si el servicio está clasificado como deficitario, y 0 de otro modo.

Variables relacionadas a bienes en el hogar

En relación a las variables relacionadas a los bienes del hogar, en primer lugar, es relevante señalar que la lista de bienes se ha extraído de la Ficha Socioeconómica Única (FSU) debido a que todas las variables que se utilizan en la determinación de la clasificación socioeconómica (de donde, posteriormente, se eligen a las que caracterizan la pobreza) provienen de dicho documento. En ese sentido, los bienes considerados son equipo de sonido, televisor a color, DVD, licuadora, refrigeradora/congeladora, cocina a gas, teléfono fijo, plancha eléctrica, lavadora, computadora, horno microondas, internet, cable y celular.

Tomando en consideración la lista presentada, a continuación, se muestran las fórmulas mediante las cuales se calcularon, para cada hogar, las variables relacionadas a los bienes del hogar.

$$\text{Bienes en el hogar} = \sum_{i=1}^K I(\text{si el hogar posee el bien } i)$$

$$\text{Bienes per cápita} = \frac{\sum_{i=1}^K I(\text{si el hogar posee el bien } i)}{N^{\circ} \text{ de miembros del hogar}}$$

$$\text{Bienes focalizados per cápita} = \frac{\sum_{i=1}^k I(\text{si el hogar posee el bien } i)}{N^{\circ} \text{ de miembros del hogar}}$$

Donde K y k representan el número total de bienes y bienes focalizados, respectivamente, e $I(.)$ es una función indicadora que toma el valor de 1 si se cumple la condición entre paréntesis, y 0 de otro modo.

Se resalta que, para obtener la lista de bienes focalizados se excluyen, de la lista general de bienes, el equipo de sonido y la televisión a color.

En la misma línea, es importante recordar que, de acuerdo a la literatura de evaluación de impacto, las variables observadas no deben ser afectadas por el tratamiento. En atención a este requisito, se incluyeron solo los bienes adquiridos antes de marzo del 2020. Asimismo, para todos los casos, se ha considerado únicamente el hecho de que el hogar posea o no el bien, sin importar la cantidad de aparatos de cada tipo que tenga.

Años de educación de mayores de edad

En relación a la presente variable, se señala que, para los niveles inicial, primaria y secundaria, se tomaron en cuenta los años de duración establecidos por el MINEDU (3, 6 y 5 años, respectivamente). En contraste, para los niveles de educación superior y posgrado, dado que no existe un estándar de tiempo de duración para cada nivel, se consideraron los años de estudio declarados por cada entrevistado. Asimismo, no se incluyeron dentro del análisis a las personas con discapacidad que cursan la educación básica especial.

Bajo este marco, los años de estudio de cada miembro del hogar se contabilizaron del siguiente modo:

Nivel de educación	Años de estudio
Sin nivel	0
Nivel inicial	Años que declare el entrevistado (máximo 3)
Primaria incompleta	3 años+ años que declare el entrevistado (máximo 5)
Primaria completa	9 años
Secundaria incompleta	9 años + años que declare el entrevistado (máximo 4)
Secundaria completa	14 años
Superior (universitaria o no universitaria) y posgrado	14 años + años que declare el entrevistado

Una vez contabilizados los años de estudio de los miembros mayores de edad, se construye, para cada hogar, la variable de interés a través de la siguiente ecuación:

$$\text{Años de educación de mayores de edad} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{Años de estudio}_i}{N}$$

Donde N representa el número total de miembros del hogar mayores de edad.

Ocupación del jefe del hogar

De acuerdo a la FSU, existen 10 categorías asociadas a la ocupación del jefe del hogar: dependiente, independiente, empleador, trabajador del hogar, trabajador familiar no remunerado, dedicado a quehaceres del hogar, desempleado, estudiante, jubilado y sin actividad.

Dada la variedad de categorías que presenta esta variable, se consideró oportuno dicotomizarla en función a la precariedad de la ocupación. Para este propósito, se tomaron en cuenta dos criterios: i) el estado de actividad actual del jefe del hogar (ocupado o no), y ii) si está ocupado, la formalidad del empleo. Dichos criterios se establecieron teniendo como referencia a Villatoro y Santos (2019), quienes señalan de que la falta de empleo se puede constituir como un indicador de falta de bienestar, y al INEI (2020c), que indica que los empleados informales al no estar sujetos a la legislación laboral están privados de los beneficios que esta conlleva, constituyéndose como una situación precaria.

Bajo esta perspectiva, a continuación, se detallan los aspectos que comprende cada criterio:

Criterio 1: En relación al estado de actividad actual del jefe del hogar, si el jefe del hogar se encuentra en las categorías de desempleado, estudiante, jubilado o sin actividad,

se le considerará como desocupado. En contraste, si el jefe del hogar se ubica en alguna de las categorías restantes, se le considerará como ocupado.

Criterio 2: Respecto a la formalidad del empleo, una vez identificados a los jefes de hogar ocupados, el siguiente paso es averiguar si es o no un empleado informal. Tomando como referencia a Mantilla (2021), la formalidad del empleo se analiza para cada una de las categorías de ocupación del siguiente modo:

1. Empleador o patrono y trabajador independiente: Para determinar la formalidad del empleo, se verifica que la empresa esté registrada en la Superintendencia Nacional de Aduanas y Administración Tributaria (SUNAT). Si no lo está, se determina que el negocio opera en el sector informal y, por lo tanto, que el individuo es un empleado informal.
2. Dependientes y trabajadores del hogar: Al igual que en el caso anterior, en primer lugar, se determina si la empresa está registrada en SUNAT. Si no es así, el trabajador es considerado como empleado informal.

En contraste, si la unidad productiva sí se encuentra registrada, el segundo paso es averiguar si el individuo está afiliado a algún sistema de prestación de seguro de salud distinto a los seguros universitarios y escolares. Al respecto, se consideran tres posibles escenarios: i) si el trabajador no se encuentra afiliado, se clasifica como empleado informal, ii) si el trabajador se encuentra afiliado pero las cuotas no las aporta el centro de trabajo, también es considerado como informal, y iii) si el trabajador se encuentra afiliado y su centro de trabajo cubre las cuotas, el trabajador será considerado como empleado formal.

3. Trabajador familiar no remunerado y otros: Todos los individuos pertenecientes a estas categorías son considerados empleados informales.

Sobre la base de los procedimientos descritos, se define una variable *dummy* que tomará el valor de 1 si el jefe de hogar está desocupado (criterio 1) o es empleado informal (criterio 2), y 0 de otro modo (es empleado formal).

Idioma y estado civil del jefe del hogar

En relación al idioma del jefe del hogar, se eligió dicotomizar la variable en función a si el jefe del hogar posee como lengua materna el idioma español debido a que es el idioma más representativo en el país.

Por otro lado, respecto al estado civil del jefe de hogar, siguiendo a Trivelli (2005), se dicotomizaron las distintas clasificaciones en función a si el jefe de hogar posee un cónyuge (casado o conviviente) o no (soltero, separado, divorciado o viudo).

Tasa de posesión de cuenta bancaria

Tomando en consideración que el bono en estudio no fue direccionado necesariamente al jefe del hogar, para la construcción de esta variable se consideraron únicamente a los miembros del hogar mayores de edad que poseen al menos una de las siguientes cuentas bancarias: cuenta de ahorro o cuenta sueldo, cuenta a plazo fijo, cuenta corriente, y/o cuenta de compensación por tiempo de servicios.

Sobre esta base, la variable en cuestión se construye del siguiente modo:

$$\text{Tasa de posesión de cuenta bancaria} = \frac{\sum_{i=1}^N I_i(\text{posee alguna cuenta bancaria})}{N}$$

Donde N es el número total de miembros del hogar mayores de edad e $I(.)$ es una función indicadora que toma el valor de 1 si, para cada miembro del hogar, se cumple la condición que está dentro del paréntesis y 0 de otro modo.

Edad promedio de mayores de edad

Nuevamente, dado que el jefe del hogar no fue, necesariamente, el beneficiario directo del bono en estudio, se toma en consideración la edad promedio de todos los miembros del hogar mayores de edad.

De este modo, la fórmula mediante la cual se construye esta variable es la siguiente:

$$Edad\ promedio\ de\ mayores\ de\ edad = \frac{\sum_{i=1}^N Edad_i}{N}$$

Donde N representa el número total de miembros del hogar mayores de edad.

Anexo 7: Análisis del factor de inflación de la varianza

Variables relevantes observadas	Consumo alimentario y Contagio por Covid-19		Asistencia Escolar	
	Primera estimación (Marzo- Abril)	Segunda estimación (Marzo- Junio)	Primera estimación (Marzo- Abril)	Segunda estimación (Marzo- Junio)
bienes_foc_pc	172.47	173.54	237.85	203.32
bienes_pc	176.63	176.18	247.38	212.85
bienes_en_hogar	32.32	24.16	39.48	30.80
años_de_educación	27.88	24.03	36.97	29.20
edad_promedio_mayores	21.18	20.04	25.66	24.89
Licuadaora	7.80	7.28	8.13	7.15
Idiomajh	6.65	6.21	7.30	6.43
Refrigeradora	6.21	5.70	6.26	5.40
empleo_precario	5.40	5.27	5.20	5.32
Hacinamiento	4.38	4.18	4.89	4.72
Internet	3.72		3.59	
civil_jh	3.61	3.36	4.59	4.04
cuenta_bancaria_hogar	3.29		3.37	
sshh1	2.09	2.22	2.15	2.25
paredes1	1.89	1.94	1.93	2.04
agua1	1.83	1.87	1.77	1.84
pisos1	1.56	1.59	1.59	1.65
combustible1	1.48	1.55	1.49	1.60
alumbrado1	1.11	1.09	1.06	1.08
techo1	1.09	1.07	1.10	1.06
intercepto	80.47	74.31	98.17	90.46
Media	26.81	28.19	35.23	33.48

De acuerdo con Allison (2012), para modelos binarios, factores de inflación mayores a 2.5 son señal de alta multicolinealidad.

Asimismo, al igual que en la Tabla 22, se resalta que las estadísticas asociadas al consumo alimentario y al contagio por Covid-19 son exactamente las mismas en cada uno de los horizontes temporales, debido a que la regresión se ha realizado con la misma muestra y variables.

Anexo 8: Ejecución y evaluación de la calidad de los diferentes algoritmos de matching

A continuación, se muestran, para cada variable de resultado, los resultados de la ejecución y evaluación de calidad de los diferentes algoritmos de *matching* propuestos.

Consumo alimentario: Primera estimación

En esta estimación, la variable se operacionaliza como el logaritmo natural del gasto alimentario per cápita mensual.

Ejecución de los algoritmos:

Algoritmo de <i>matching</i>	Resultados promedio sin <i>match</i>			Resultados promedio con <i>match</i>			
	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia (<i>ATT</i>)	
N vecinos más cercanos							
1	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.1090448	.034200034	
3	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14434166	-.00109683	
5	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14621516	-.002970323	
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>							
N=1	0.01	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14317644	5.10889482	.03428162
	0.03	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.1090448	.034200034
	0.05	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.1090448	.034200034
N=3	0.01	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14317644	5.15085135	-.00767491
	0.03	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14324483	-.001336553
	0.05	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14434166	-.00109683
N=5	0.01	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14317644	5.15217022	-.00899378
	0.03	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14670469	-.003459855
	0.05	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14621516	-.002970323
<i>Radius matching</i>							
0.01	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14317644	5.14775761	-.004581172	
0.03	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.1434128	-.00016797	
0.05	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.13854213	.0047027	
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>							
Sin ancho de banda	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14121119	.002033648	
0.01	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14317644	5.14404251	-.00086607	
0.03	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14424591	-.001001077	
0.05	5.14038148	5.36415992	-.223778437	5.14324483	5.14106429	.00218054	

Evaluación de la calidad de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencias de media estandarizadas hasta 5%	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R ²	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)
N vecinos más cercanos				
1	15	20	0.010	0.930
3	17	20	0.005	0.999
5	19	20	0.003	1.000
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>				
N=1	0.01	15	0.010	0.927
	0.03	15	0.010	0.930
	0.05	15	0.010	0.930
N=3	0.01	17	0.005	0.999
	0.03	17	0.005	0.999
	0.05	17	0.005	0.999
N=5	0.01	17	0.004	1.000
	0.03	19	0.003	1.000
	0.05	19	0.003	1.000
<i>Radius matching</i>				
	0.01	19	0.003	1.000
	0.03	20	0.002	1.000
	0.05	20	0.002	1.000
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>				
Sin ancho de banda	20	20	0.002	1.000
0.01	18	20	0.004	1.000
0.03	20	20	0.003	1.000
0.05	20	20	0.002	1.000

* $p > 0.05$ **Consumo alimentario: Segunda estimación**

En la presente estimación, la variable se operacionaliza como una variable *dummy* que toma el valor de 1 si el gasto alimentario per cápita mensual es mayor o igual a la línea de pobreza extrema urbana del 2020, y 0 de otro modo.

Ejecución de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	Resultados promedio sin <i>match</i>			Resultados promedio con <i>match</i>			
	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia (<i>ATT</i>)	
N vecinos más cercanos							
1	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.400900901	-.023273273	
3 ^a	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.404154154	-.026526527	
5 ^b	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.409159159	-.031531532	
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>							
N=1	0.01	.376215408	.577981651	-.201766244	.37876506	.40060241	-.021837349
	0.03	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.400900901	-.023273273
	0.05	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.400900901	.023273273
N=3	0.01	.376215408	.577981651	-.201766244	.37876506	.40562249	-.02685743
	0.03	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.404404404	-.026776777
	0.05 ^a	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.404154154	-.026526527
N=5	0.01	.376215408	.577981651	-.201766244	.37876506	.409086345	-.030321285
	0.03	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.408733734	-.031106106
	0.05 ^b	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.409159159	-.031531532
<i>Radius matching</i>							
0.01	.376215408	.577981651	-.201766244	.37876506	.407112716	-.028347656	
0.03	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.405288142	-.027660514	
0.05	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.40551869	-.027891062	
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>							
Sin ancho de banda	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.405548932	-.027921304	
0.01	.376215408	.577981651	-.201766244	.37876506	.407836362	-.029071302	
0.03	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.406800468	-.02917284	
0.05	.376215408	.577981651	-.201766244	.377627628	.40577477	-.028147142	

^a 3 vecinos más cercanos y 3 vecinos más cercanos con *caliper* de 0.05, otorgan el mismo resultado. ^b 5 vecinos más cercanos y 5 vecinos más cercanos con *caliper* de 0.05, otorgan el mismo resultado

Evaluación de la calidad de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencias de media estandarizadas hasta 5%.	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R ²	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)
N vecinos más cercanos				
1	16	17	0.005	0.424
3 ^a	17	18	0.002	0.967
5 ^b	17	18	0.002	0.984
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>				
N=1	0.01	17	0.005	0.455
	0.03	17	0.005	0.424
	0.05	17	0.005	0.424
N=3	0.01	18	0.002	0.980
	0.03	18	0.002	0.969
	0.05 ^a	18	0.002	0.967
N=5	0.01	18	0.002	0.983
	0.03	18	0.002	0.980
	0.05 ^b	18	0.002	0.984
<i>Radius matching</i>				
	0.01	18	0.002	0.974
	0.03	17	0.002	0.967
	0.05	17	0.002	0.973
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>				
Sin ancho de banda	17	17	0.002	0.973
0.01	17	18	0.002	0.978
0.03	17	17	0.002	0.965
0.05	17	17	0.002	0.970

* $p > 0.05$

^a 3 vecinos más cercanos y 3 vecinos más cercanos con *caliper* de 0.05, otorgan el mismo resultado. ^b 5 vecinos más cercanos y 5 vecinos más cercanos con *caliper* de 0.05, otorgan el mismo resultado

Contagio por Covid-19: Primera estimación

En la presente estimación, la variable se operacionaliza como el porcentaje de miembros del hogar que afirmó haber experimentado síntomas asociados al Covid-19.

Ejecución de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	Resultados promedio sin <i>match</i>			Resultados promedio con <i>match</i>			
	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia (<i>ATT</i>)	
N vecinos más cercanos							
1	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.015314724	-.005375844	
3	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.015374932	-.005436052	
5	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.013492064	-.003553184	
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>							
N=1	0.01	.009825938	.012352373	-.002526435	.009961781	.015350011	-.005388231
	0.03	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.015314724	-.005375844
	0.05	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.015314724	-.005375844
N=3	0.01	.009825938	.012352373	-.002526435	.009961781	.015410358	-.005448577
	0.03	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.015374932	-.005436052
	0.05	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.015374932	-.005436052
N=5	0.01	.009825938	.012352373	-.002526435	.009961781	.013251591	-.003289811
	0.03	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.013492064	-.003553184
	0.05	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.013492064	-.003553184
<i>Radius matching</i>							
0.01	.009825938	.012352373	-.002526435	.009961781	.013207292	-.003245511	
0.03	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.013706704	-.003767824	
0.05	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.013114449	-.003175569	
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>							
Sin ancho de banda	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.013205594	-.003266714	
0.01	.009825938	.012352373	-.002526435	.009961781	.013204307	-.003242526	
0.03	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.013374301	-.003435421	
0.05	.009825938	.012352373	-.002526435	.00993888	.013236702	-.003297822	

Evaluación de la calidad de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencias de media estandarizadas hasta 5%.	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R ²	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)
N vecinos más cercanos				
1	13	20	0.014	0.638
3	16	20	0.006	0.993
5	19	20	0.004	1.000
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>				
N=1	0.01	13	0.014	0.669
	0.03	13	0.014	0.638
	0.05	13	0.014	0.638
N=3	0.01	16	0.007	0.988
	0.03	16	0.006	0.993
	0.05	16	0.006	0.993
N=5	0.01	16	0.005	0.999
	0.03	19	0.004	1.000
	0.05	19	0.004	1.000
Radius matching				
	0.01	19	0.003	1.000
	0.03	20	0.002	1.000
	0.05	20	0.002	1.000
Kernel matching – <i>epanechnikov</i>				
Sin ancho de banda	20	20	0.002	1.000
0.01	18	20	0.004	1.000
0.03	20	20	0.003	1.000
0.05	20	20	0.002	1.000

* $p > 0.05$ **Contagio por Covid-19: Segunda estimación**

En esta estimación, la variable se operacionaliza como una variable *dummy* que toma el valor de 1 si al menos un miembro de hogar experimentó síntomas asociados al Covid-19.

Ejecución de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	Resultados promedio sin <i>match</i>			Resultados promedio con <i>match</i>		
	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia (<i>ATT</i>)
N vecinos más cercanos						
1	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.0503003	.010510511
3 ^a	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.057057057	.003753754
5 ^b	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.054804805	.006006006
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>						
N=1	0.01	.060583396	.048929664	.011653732	.060993976	.048945783
	0.03	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.0503003
	0.05	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.0503003
N=3	0.01	.060583396	.048929664	.011653732	.060993976	.058232932
	0.03	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.057307307
	0.05 ^a	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.057057057
N=5	0.01	.060583396	.048929664	.011653732	.060993976	.057228916
	0.03	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.056031031
	0.05 ^b	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.054804805
<i>Radius matching</i>						
0.01	.060583396	.048929664	.011653732	.060993976	.055369859	.005624117
0.03	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.053514583	.007296228
0.05	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.052056002	.008754809
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>						
Sin ancho de banda	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.05234147	.008469341
0.01	.060583396	.048929664	.011653732	.060993976	.056995841	.003998134
0.03	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.054444031	.00636678
0.05	.060583396	.048929664	.011653732	.060810811	.053002129	.007808681

^a 3 vecinos más cercanos y 3 vecinos más cercanos con *caliper* de 0.05, otorgan el mismo resultado. ^b 5 vecinos más cercanos y 5 vecinos más cercanos con *caliper* de 0.05, otorgan el mismo resultado

Evaluación de la calidad de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencias de media estandarizadas hasta 5%.	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R ²	Significancia conjunta (p-value)
N vecinos más cercanos				
1	16	17	0.005	0.424
3 ^a	17	18	0.002	0.967
5 ^b	17	18	0.002	0.984
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>				
N=1	0.01	17	0.005	0.455
	0.03	17	0.005	0.424
	0.05	17	0.005	0.424
N=3	0.01	18	0.002	0.980
	0.03	18	0.002	0.969
	0.05 ^a	18	0.002	0.967
N=5	0.01	18	0.002	0.983
	0.03	18	0.002	0.980
	0.05 ^b	18	0.002	0.984
<i>Radius matching</i>				
	0.01	18	0.002	0.974
	0.03	17	0.002	0.967
	0.05	17	0.002	0.973
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>				
Sin ancho de banda	17	17	0.002	0.973
	0.01	18	0.002	0.978
	0.03	17	0.002	0.965
	0.05	17	0.002	0.970

* $p > 0.05$

^a 3 vecinos más cercanos y 3 vecinos más cercanos con *caliper* de 0.05, otorgan el mismo resultado. ^b 5 vecinos más cercanos y 5 vecinos más cercanos con *caliper* de 0.05, otorgan el mismo resultado

Asistencia escolar: Primera estimación

En este horizonte temporal, la variable se operacionaliza como el porcentaje de miembros del hogar en edad escolar que asisten a clases en relación al total de miembros en edad escolar con estudios de EBR incompletos.

Ejecución de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	Resultados promedio sin <i>match</i>			Resultados promedio con <i>match</i>			
	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia (<i>ATT</i>)	
N vecinos más cercanos							
1	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.832674572	.080698287	
3	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.843302592	.070070268	
5	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.836416338	.076956521	
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>							
N=1	0.01	.914052288	.896712689	.017339598	.916307471	.830459771	.085847701
	0.03	.914052288	.896712689	.017339598	.914625851	.82721088	.087414966
	0.05	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.832674572	.080698287
N=3	0.01	.914052288	.896712689	.017339598	.916307471	.813793104	.102514368
	0.03	.914052288	.896712689	.017339598	.914625851	.851791384	.062834467
	0.05	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.85120773	.062165129
N=5	0.01	.914052288	.896712689	.017339598	.916307471	.812739464	.103568007
	0.03	.914052288	.896712689	.017339598	.914625851	.848761905	.065863945
	0.05	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.852226614	.061146245
<i>Radius matching</i>							
0.01	.914052288	.896712689	.017339598	.916307471	.820517494	.095789977	
0.03	.914052288	.896712689	.017339598	.914625851	.856781783	.057844068	
0.05	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.860726206	.052646654	
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>							
Sin ancho de banda	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.86271292	.050659939	
0.01	.914052288	.896712689	.017339598	.916307471	.822947623	.093359848	
0.03	.914052288	.896712689	.017339598	.914625851	.849148274	.065477576	
0.05	.914052288	.896712689	.017339598	.913372859	.862556165	.050816695	

Evaluación de la calidad de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencias de media estandarizadas hasta 5%.	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R ²	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)	
N vecinos más cercanos					
1	6	17	0.043	0.072	
3	8	18	0.030	0.382	
5	10	20	0.020	0.838	
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>					
N=1	0.01	6	18	0.043	0.118
	0.03	5	17	0.040	0.125
	0.05	6	17	0.043	0.072
N=3	0.01	9	18	0.025	0.705
	0.03	12	19	0.020	0.858
	0.05	11	19	0.022	0.739
N=5	0.01	10	20	0.017	0.945
	0.03	11	20	0.010	0.996
	0.05	11	20	0.012	0.986
<i>Radius matching</i>					
0.01	13	20	0.017	0.947	
0.03	12	20	0.010	0.998	
0.05	13	20	0.011	0.992	
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>					
Sin ancho de banda	14	20	0.011	0.995	
0.01	11	19	0.019	0.898	
0.03	12	20	0.011	0.996	
0.05	14	20	0.011	0.992	

* $p > 0.05$ **Asistencia escolar: Segunda estimación**

En el presente horizonte temporal, la variable se operacionaliza como una variable *dummy* que toma el valor de 1 si al menos un miembro del hogar en edad escolar con estudios de EBR incompletos no asiste a clases, y 0 de otro modo.

Ejecución de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	Resultados promedio sin <i>match</i>			Resultados promedio con <i>match</i>			
	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia	Grupo de tratamiento	Grupo de control	Diferencia (<i>ATT</i>)	
N vecinos más cercanos							
1	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.145783133	-.042168675	
3	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.153413655	-.049799197	
5	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.151566265	-.047951807	
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>							
N=1	0.01	.103117506	.102540835	.000576671	.102439024	.147560976	-.045121951
	0.03	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.145783133	-.042168675
	0.05	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.145783133	-.042168675
N=3	0.01	.103117506	.102540835	.000576671	.102439024	.150203252	-.047764228
	0.03	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.153413655	-.049799197
	0.05	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.153413655	-.049799197
N=5	0.01	.103117506	.102540835	.000576671	.102439024	.146808943	-.044369919
	0.03	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.149879518	-.04626506
	0.05	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.151566265	-.047951807
<i>Radius matching</i>							
0.01	.103117506	.102540835	.000576671	.102439024	.148079827	-.045640803	
0.03	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.143878606	-.040264148	
0.05	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.143449328	-.03983487	
<i>Kernel matching – epanechnikov</i>							
Sin ancho de banda	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.14345732	-.039842863	
0.01	.103117506	.102540835	.000576671	.102439024	.147008785	-.044569761	
0.03	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.144779624	-.041165166	
0.05	.103117506	.102540835	.000576671	.103614458	.143471952	-.039857494	

Evaluación de la calidad de los algoritmos

Algoritmo de <i>matching</i>	N° de variables observadas con diferencias de media estandarizadas hasta 5%.	N° de variables observadas con diferencia de medias no significativas*	Pseudo R ²	Significancia conjunta (<i>p-value</i>)
N vecinos más cercanos				
1	10	17	0.011	0.091
3	11	17	0.009	0.310
5	12	17	0.007	0.532
N vecinos más cercano con <i>caliper</i>				
N=1	0.01	11	0.012	0.088
	0.03	10	0.011	0.091
	0.05	10	0.011	0.091
N=3	0.01	10	0.009	0.367
	0.03	11	0.009	0.279
	0.05	11	0.009	0.310
N=5	0.01	11	0.007	0.668
	0.03	12	0.007	0.533
	0.05	12	0.007	0.532
Radius matching				
	0.01	12	0.005	0.837
	0.03	15	0.005	0.880
	0.05	14	0.005	0.895
Kernel matching – epanechnikov				
Sin ancho de banda	14	18	0.005	0.896
0.01	12	18	0.006	0.763
0.03	13	18	0.005	0.865
0.05	14	18	0.005	0.895

* $p > 0.05$