

COVID-19 y el impacto de las transferencias monetarias en el uso de los servicios de salud: Evidencia de Perú

Brayan Condori* Erika Quevedo†

Resumen

El presente estudio se enfoca en analizar los efectos de las transferencias monetarias no condicionadas sobre el uso de servicios médicos y farmacéuticos. Durante el punto álgido de la crisis del COVID-19, el gobierno peruano implementó transferencias monetarias con el propósito de mitigar los impactos socioeconómicos en los hogares más vulnerables. Utilizando datos de la Encuesta Nacional de Hogares correspondientes al año 2021, empleamos un enfoque de inferencia causal basado en la técnica de emparejamiento o propensity score matching. Este enfoque permitió la identificación de grupos de hogares con características observables comparables. No obstante, nuestro análisis revela que no existe efectos estadísticamente significativos en términos de acceso a servicios médicos ni al uso de farmacias durante el periodo crítico de la pandemia. Además, examinamos detenidamente las variables de gasto vinculadas al bienestar, como el gasto en salud y alimentación. En este contexto, nuestros resultados indican que las transferencias monetarias no tuvieron un impacto sustancial en dichos patrones de gasto. Los hallazgos de este estudio aportan evidencia para comprender los resultados de las políticas de transferencias en momentos de catástrofe, lo que tiene implicancia y utilidad en la formulación de políticas de protección económica y social en situaciones de crisis.

Palabras clave: UCT; Salud; COVID-19; Evaluación de Impacto; Emparejamiento.

JEL: O12, I18, I38.

*Departamento de Economía, Universidad de Piura; brayan.condori@alum.udep.edu.pe; +51 977 941 718

†Departamento de Economía, Universidad de Piura; erica.quevedo@alum.udep.edu.pe; +51 945 697 803

I. INTRODUCCIÓN

La pandemia del COVID-19 afectó severamente a los países. La crisis económica y sanitaria obligó a los gobiernos a adoptar medidas excepcionales de política para aliviar el impacto negativo de la crisis en la población. Las intervenciones no farmacéuticas (NPI, por sus siglas en inglés) fueron medidas de política sanitaria adoptadas por la gran mayoría de países para (i) mitigar la velocidad de contagios y (ii) reducir el número de contagios ([Ferguson y cols., 2020](#)). En Perú, las NPI fueron las más rígidas de la región y las más estrictas del mundo ([Gruber, 2021](#)).

El Perú fue uno de los países más afectados por la pandemia, alcanzando la mayor tasa de mortalidad por COVID-19 en el mundo ([Dong, Du, y Gardner, 2020](#)) y uno de los más golpeados por la recesión. La agudización de la crisis se debió a problemas estructurales, como la informalidad e infraestructura ([Gruber, 2021](#)). La tasa de informalidad laboral, en el 2021, alcanzó 76,8 %, siendo una de las más altas de la región ([INEI, 2021](#)). Las propias limitaciones del sistema de seguridad social propiciaron que las NPI no fueran efectivas. En este contexto, se implementaron los programas de transferencias monetarias y en especie, como respuestas de política con el objetivo de mitigar el impacto negativo de la pandemia en los ingresos y la seguridad alimentaria en hogares vulnerables.

En Latinoamérica y el Caribe (LAC), se amplió la cobertura de programas de transferencias existentes y se crearon nuevos programas que en conjunto generan una cobertura cuasi-universal. En Perú, los programas de transferencias monetarias tenían una cobertura de 52 % del total de la población, el 38 % de la población total estuvo cubierta por el Bono Yo me quedo en casa, Bono independiente, Bono rural y Bono Familiar Universal ([Ullmann, Atuesta, Rubio García, y Cecchini, 2021](#)). Estos bonos se dieron con el objetivo de reducir el impacto negativo de la estricta cuarentena y del COVID-19.

El Bono Familiar Universal (BFU) el de mayor cobertura, benefició a 8.4 millones de

hogares que cubren el 78% de la población (Rubio y cols., 2021). Se entregó de manera excepcional y por única vez un monto de S/. 760,00 y se otorgó a quiénes cumplieran el siguiente criterio: (i) hogares en situación de pobreza en el Sistema de Focalización de Hogares (SISFOH), (ii) hogares con miembros beneficiario del Programa Juntos, Pensión 65, Contigo, (iii) hogares cuyos integrantes no se encuentren registrados en el Aplicativo Informático para el Registro Centralizado de Planillas y de Datos de los Recursos Humanos del Sector Público (AIRHSP), o en la planilla privada, exceptuándose a los pensionistas y a la modalidad formativas. Además, los hogares elegibles no deben tener miembros con un ingreso superior a S/. 3 000,00.

La presente investigación busca encontrar el impacto del Bono Familiar Universal (BFU) sobre objetivos no explícitos, que resultan relevantes en contexto de pandemia, como el uso de los servicios de salud. Se responde a la pregunta: ¿El Bono Familiar Universal tuvo impacto en el uso de la atención médica durante el COVID-19?. Para el contexto peruano, la discusión sobre el impacto de transferencias monetarias no condicionadas (UCT, por sus siglas en inglés) es limitada. La mayoría de estudios sobre transferencias se centran en las transferencias monetarias condicionadas (CCT, por sus siglas en inglés), debido al gran alcance del programa Juntos³. No obstante, debido a la reciente creación de UCT como respuesta de política, existe espacio en la literatura para abordar efectos en el uso de servicios de salud.

En esta investigación, analizamos la relación entre las UTC y el uso de servicios de salud, teniendo como referencia la teoría neoclásica de la maximización de la utilidad del consumidor y la teoría de producción de la salud. En estos modelos⁴, la demanda de un buen estado de salud por los consumidores es categorizada como un bien de consumo y como un bien de inversión. Como un bien de consumo, los individuos obtienen satisfacción y tienen una alta preferencia por una buena salud en función de su preferencia. Como bien de inversión, tener un

³Estudios de Perova y Vakis (2009); Pérez-Lu, Cárcamo, Nandi, y Kaufman (2017); Gahlaut (2011); Sanchez, Melendez, y Behrman (2016)

⁴Ambas teorías han sido documentadas en libros de texto y artículos sobre economía de la salud, como: Santerre y Neun (2013), Feldstein (2012), Grossman (1972), Gertler, Locay, y Sanderson (1987), Fenny, Asante, Enemark, y Hansen (2015), Asmah, Twerefou, y Smith (2013) y Asmah y Orkoh (2015).

buen estado de salud determina la cantidad total de tiempo disponible para las actividades de mercado y actividades que no son de mercado.

[Grossman \(1972\)](#) desarrolla un modelo de capital humano, donde el stock de salud se deprecia con el tiempo y puede incrementarse a través de la inversión. Un aumento en el stock de salud, eleva la eficiencia en la producción. La salud no solo es el resultado de factores genéticos o procesos biológicos, sino que también está influenciado por las condiciones sociales y económicas en las que viven los individuos. [Doroh, Hatam, Jafari, Kafashi, y Kavosi \(2013\)](#) mencionan que la utilización de los servicios de salud es un determinante importante para la salud. La accesibilidad de los servicios de salud para las poblaciones más vulnerables y desfavorecidas ha sido recomendada por la Organización Mundial de la Salud como un concepto básico de atención primaria de salud. Sin embargo, el acceso a servicios de salud sigue siendo un desafío en Perú debido al deficiente sistema de salud. La pandemia exacerbo problemas de fragmentación e inequidad en este sistema, lo que redujo la capacidad de respuesta del gobierno ante la crisis ([Gianella, Gideon, y Romero, 2021](#)).

Resulta razonable pensar que los hogares que reciben transferencias de dinero tendrán en promedio más recursos disponibles (efecto ingreso) que pueden ser utilizados para consumir atención médica, medicamentos o gastos asociados para acceder a servicios de salud (tarifas en centros médicos, transporte). Dada la situación de vulnerabilidad en la que se encuentran los hogares que recibieron transferencias monetarias, hay más probabilidad de un incremento en su gasto de alimentos, que también tiene un impacto positivo indirecto en la salud. La pobreza es entendida como determinante social de la salud, ya que puede generar o intensificar problemas directamente relacionados a una menor calidad de salud debido al restringido acceso a agua potable y saneamiento, educación y vivienda ([Pega et al., 2017](#)). Utilizar servicios de salud puede conllevar a gozar de un buen estado de salud, lo que se traduce en mayores niveles de bienestar. La decisión de uso puede deberse a diversos factores, como el costo de la atención médica, ingresos, educación, las características genéticas o factores ambientales, etnia, creencias cultu-

rales, entre otras variables. Por ello, el objetivo es evaluar si las UCT incrementaron el uso de servicio de salud, a través del autoreporte de asistencia a establecimientos de salud.

Dado el contexto de la pandemia, los bonos fueron programas altamente difundidos por el gobierno como instrumento de mitigación de los efectos negativos en ingresos producto de la crisis. A raíz de ello, las bases de datos recientes del INEI contienen información sobre estos programas. Se implementará el diseño de *Propensity Score Matching* para encontrar individuos comparables y poder determinar el efecto del programa entre distintos grupos con características similares. Así, la contribución de la presente investigación reside en el aporte a la literatura económica sobre UCT tanto para Perú, como para Latinoamérica. Asimismo, nuestro enfoque en el acceso a servicios médicos es poco explorada en el contexto peruano.

El presente documento se organiza de la siguiente manera: en la sección 2, se presenta la revisión de literatura; la sección 3, contiene información acerca de las fuentes de datos; la sección 4, muestra la estrategia empírica que permitirá evaluar el impacto del programa sobre el acceso a servicios de salud y sobre el gasto en salud; la sección 5 presenta los resultados del matching y del impacto y, la sección 6, las conclusiones.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

Los programas de transferencias monetarias pueden mejorar los resultados de salud a través de vías de reducción de la pobreza, la seguridad alimentaria y la capacidad productiva (Novignon et al., 2022). Ranganathan y Lagarde (2012) identificaron 13 programas de CCT cuyos efectos fueron evaluados en países de América Latina, Asia y África, cuyos resultados sugieren que las CCT han sido efectivas para aumentar el uso de servicios preventivos, mejorar la cobertura de inmunización, ciertos resultados de salud y fomentar comportamientos saludables.

Owusu-Addo y Cross (2014) examinaron 16 publicaciones de 6 estudios, donde concluyeron que los programas de CCT tuvieron impactos positivos en la utilización de los servicios de salud. Owusu-Addo, Renzaho, y Smith (2018), en un estudio, revisaron ocho CCT y encontra-

ron que dos de tres estudios tuvieron impactos positivos en la utilización de los establecimientos de salud. Mientras que en [Pega et al. \(2017\)](#), no se encontró pruebas suficientes de los impactos en la utilización de los servicios de salud, a pesar de que algunas pruebas sugieren aumentos en el gasto en atención médica.

El Bono Universal fue otorgado ante una emergencia que puede ser considerada "desastre epidemiológico", por lo que puede compartir características con UCT en contextos de desastres humanitarios. [Pega, Liu, Walter, y Lhachimi \(2015\)](#) evalúan los efectos de las UTC en la mejora del uso de los servicios de salud en contextos de desastre en países de ingresos bajos y medianos, donde incluyeron 3 estudios en Nicaragua y Níger para hogares que recibieron donaciones en efectivo como parte de una respuesta a desastres; los estudios incluidos no informaron pruebas de que las UCT hayan afectado el uso de los servicios de salud. Mientras que, [Reyes, Albert, y Reyes \(2018\)](#) encontraron que la UCT dada por la UNICEF a las Víctimas del supertifón de Yolanda, permitió que las familias beneficiarias compraran multivitamínicos, que son útiles para una adecuada ingesta de alimentos y por ende mejorar su salud. Según [Luseno, Singh, Handa, y Suchindran \(2013\)](#), las UCT mejoran los resultados de salud para todos los niños vulnerables de 6 a 17 años, en comparación con los niños de hogares no beneficiarios, tienen posibilidades más altas de utilizar los servicios de salud por enfermedades graves.

En el contexto de la pandemia, [Pilkauskas, Jacob, Rhodes, Richard, y Shaefer \(2022\)](#) condujeron un experimento aleatorio controlado (RCT) en Estados Unidos donde el tratamiento fue una transferencia no condicionada a hogares vulnerables y no encuentran un efecto sobre salud mental, cuidado de los niños, comportamiento de los niños y relaciones de pareja. [Brooks, Donovan, Johnson, y Oluoch-Aridi \(2022\)](#) estudian experimentalmente el efecto de una transferencia no condicionada por única vez para microempresarias en Dandora (Kenia), encontrando que la transferencia única ayudó a recuperar las pérdidas en ingresos del choque inicial. En Togo, [Tossou \(2021\)](#) encuentra un impacto positivo de las transferencias de efectivo en la demanda de los servicios de salud para los hogares beneficiarios. En Colombia, [Alvarez, Gallego, y Pecha](#)

(2022) estudia el efecto de las UCT en los patrones de movilidad como medida para distanciamiento social y encuentran que la efectividad de las transferencias de efectivo depende de factores relacionados al capital cívico. En Perú, [Curi-Quinto et al. \(2021\)](#) estudian el efecto de los '*Bonos*' sobre la seguridad alimentaria donde encuentran que el soporte del gobierno fue insuficiente en la reducción de la inseguridad alimentaria.

Es relevante, considerar que existe buena cantidad de literatura sobre CCT en LAC, [Adato y Hoddinott \(2010\)](#) evalúan los impactos de cuatro programas de CCT: Bolsa Alimentacao en Brasil, El Programa de Asignación Familiar en Honduras, PROGRESA en México y la Red de Protección Social en Nicaragua. Sin embargo, la literatura sobre UCT es reducida. África ha sido la región donde más programas de UCT han sido implementados, debido a las deficiencias estructurales en educación, salud e infraestructura, así como a los altos niveles de pobreza; en contraste con los programas condicionales comunes en América Latina ([Novignon et al., 2022](#)).

III. DATOS

La fuente de datos utilizada en el presente trabajo proviene de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) para el año 2021. Se construyó el indicador de uso de servicios médicos y uso de farmacias a través de la pregunta sobre si se atendieron en un establecimiento de salud o recurrieron a farmacias para tratar sus dolencias. La variable independiente (o tratamiento) se obtuvo del Módulo Programas Sociales, donde los jefes de hogar responden a la pregunta: En los últimos 3 años, ¿Ud. o algún miembro de su hogar ha sido beneficiario de alguno de los programas siguientes?: Teniendo como opción de respuesta el "Bono Familiar Universal".

Respecto a las variables que permitirán identificar grupos comparables, la encuesta proporciona variables tales como edad, sexo, educación del jefe de hogar, si es nativo según su lengua materna, el tamaño del hogar, si vive en área rural, si tiene acceso a servicios (agua, saneamiento y electricidad) y el departamento en el que vive. La muestra se restringió a jefe de hogar que haya reportado padecer enfermedad crónica y/o haber estado enfermo en las últimas 4

semanas, lo que hace que contemos con 52,355 observaciones, de las cuales 11, 900 recibieron el BFU. La tabla 1 muestra los estadísticos descriptivos de las principales variables del estudio.

Observamos que la edad media es un año mayor en el grupo tratado, mientras que el tamaño del hogar (o número de miembros del hogar) es similar en ambos grupos. El porcentaje de los hogares que tienen como jefe de hogar a una mujer es menor en nuestra muestra para ambos grupos. Vemos que aproximadamente el 50% de los jefes de hogar que recibieron el BFU fueron del área rural.

También, podemos ver las estadísticas para nuestras variables de interés. Observamos que el uso de servicios médicos es de alrededor del 17% tanto en el grupo de tratamiento y control. Mientras que sí podemos observar que hay un porcentaje relativamente mayor en el uso de las farmacias para el grupo de control. Pero en general, vemos que los datos con los que contamos evidencian un bajo uso de servicios médicos y uso de farmacias. Esto nos hace pensar qué es muy importante saber qué puede estar pasando para que exista un bajo uso de este servicio tan importante como lo es la salud. Para variables de gasto, vemos que es mayor para el grupo de control tanto el gasto en salud como el gasto en alimentación.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos

Variables	Hogares Bono Universal	Resto de Hogares
Edad del jefe de hogar (Media)	54.6384	53.1321
N° Miembros del hogar (Media)	3.3677	3.4001
Acceso a servicios (Media)	0.4574	0.5163
Jefe de hogar: Mujer	34.29 %	35.64 %
Educación del Jefe de Hogar		
Ninguno o Primaria Incompleta	33.53 %	28.16 %
Primaria completa o Secundaria incompleta	32.87 %	30.59 %
Secundaria Completa o terciaria incompleta	25.88 %	29.06 %
Terciaria completa	7.71 %	12.19 %
Área Rural	50.77 %	43.59 %
Uso de servicios médicos	17.34 %	17.45 %
Uso de farmacias	13.47 %	14.25 %
Gasto en salud (Media en soles anuales)	1180.134	1317.596
Gasto en alimentación (Media en soles anuales)	5496.542	5919.168
N° de observaciones (n)	11,900	40,455

Fuente: INEI - ENAHO 2021. Elaboración propia.

IV. METODOLOGÍA

Para evaluar el impacto del Bono Familiar Universal en el uso de los servicios de salud recurrimos a métodos no experimentales que se puedan aplicar a los datos disponibles. Uno de los principales problemas para calcular el impacto de interés radica en la dificultad de identificar un grupo de control adecuado. La estimación del efecto que tuvo el BFU se analiza con la pregunta, ¿qué hubiera pasado con el jefe de hogar i si no hubiese recibido el programa? La diferencia entre lo que pasó efectivamente y la estimación del contrafactual define el impacto del programa. Como mencionan [Mata y Hernández \(2015\)](#), quienes han sido beneficiados por el programa y quienes no lo fueron, pueden ser distintos, por lo que es necesario eliminar esas diferencias para evitar sesgos. De esta forma, logramos extraer el efecto causal entre las

variables de interés. Para eliminar estas diferencias entre el grupo de tratamiento y el grupo de control, implementaremos el método de emparejamiento o *Propensity Score Matching*.

Emparejamiento: *Propensity Score Matching* (PSM)

Definamos $Y_i(1)$ como el resultado si el individuo i recibió el tratamiento (BFU) y $Y_i(0)$ como el resultado si el individuo no recibió el BFU. También definimos T como una variable dicotómica que toma valor de 1 cuando el individuo pertenece al grupo tratado ($T = 1$) y 0 cuando pertenece al grupo de control ($T = 0$). Lo que nos interesa estimar es el impacto de la intervención comparando las variables de resultado del grupo de tratamiento y del grupo de control $Y_i(1)$ y $Y_i(0)$, es decir, la diferencia entre recibir y no recibir el BFU. Esta diferencia la conocemos como el efecto promedio del tratamiento (ATE):

$$ATE = E[Y_i(1)] - E[Y_i(0)] \quad (1)$$

Si se asume que existe independencia entre el tratamiento y el resultado potencial, y que el tratamiento se asignó de manera aleatoria, estos dos supuestos garantizarían que: $ATE = ATT$. Sin embargo, en el presente estudio usamos datos no experimentales y nos podemos estar enfrentando a un problema de selección. Para estimar el ATT, mediante *Propensity Score Matching*, realizamos dos supuestos sobre la “exogeneidad” del tratamiento: (1) Supuesto de ignorabilidad y (2) Supuesto de soporte común.

Con PMS se identifican pares de individuos parecidos en sus características observables X que no están determinadas por el tratamiento, donde la única diferencia es que de tratamiento recibió el BFU y el grupo de control, no. Se construye un grupo estadísticamente comparable basado en un modelo de probabilidad de participar en el tratamiento T condicional a las características observables X , donde el *propensity score* (PS) o probabilidad de participación se

determina de la siguiente manera:

$$P(X) = Pr(T = 1|X) \quad (2)$$

Es decir, el clon adecuado para cada individuo del grupo de tratamiento será aquel del grupo de control con una probabilidad de participación en el programa suficientemente cercana o muy parecida al grupo de tratamiento. Esto implica que el método de emparejamiento solo se pueda calcular en la región de soporte común, para asegurar que ambos grupos sean muy parecidos. El supuesto de soporte común (SC) establece que individuos con el mismo vector de variables X tienen probabilidad positiva de ser tanto participantes como no participantes en el programa.

$$0 \leq Prob(T = 1|X) \leq 1 \quad (3)$$

El contar con data no experimental y encontrarnos expuestos a problemas de selección es importante asumir que el sesgo de selección se debe únicamente a diferencias en características observables. A este supuesto se le denomina condición de independencia condicional (CI) y hace que el sesgo de selección sea cero. Formalmente se expresa:

$$(Y_1, Y_0) \perp T|X \quad (4)$$

Pasos para calcular el PSM

Antes de aplicar PSM, realizamos una prueba de diferencias en la que se compara los promedios del grupo de tratamiento y del grupo de control, para características observables, para ver la similitud entre jefes de hogar entre ambos grupos. Si las diferencias salen estadísticamente significativas entonces se aplica el PSM para reducir esas diferencias entre grupos.

Luego ejecutamos el emparejamiento, el primer paso es estimar el modelo de partici-

pación en el programa. La probabilidad de participación se puede estimar de varias maneras, con una probabilidad lineal, probit o logit. Es importante saber qué variables incluir en la estimación de la probabilidad de participación. [Heckman, Ichimura, y Todd \(1998\)](#) muestran que las estimaciones de PSM son muy sensibles a la selección de variables usadas para estimar el $P(X)$. Por tanto, en la estimación de $P(X)$ se deben incluir únicamente variables que afecten la decisión de participación y la variable resultado de forma simultánea. La probabilidad de participación (*score*) se estimará a partir de las características observables del jefe del hogar encontradas en la ENAHO. El modelo econométrico para estimar el *score* viene representado por la siguiente ecuación:

$$T_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \mu_i \quad (5)$$

Donde la variable dependiente T_i es una variable binaria igual a 1 si el jefe de hogar es beneficiario del Bono Universal y a 0 caso contrario, y X_{1i} a X_{ki} son características del jefe de hogar como edad, sexo, educación, etc.

Con los *scores* obtenidos se realiza el emparejamiento entre tratados y no tratados. Los métodos más usadas para emparejar son el PSM por vecino más cercano o *nearest neighbor matching* y el PSM por Kernel. Para efectos de nuestro trabajo usaremos el *nearest neighbor matching*, en donde cada unidad tratada se empareja con una unidad no tratada que tenga el PS más cercano. Además, debemos comprobar si nos conviene hacer el matching con o sin reemplazo, es decir, que una unidad de control solo puede emparejarse una vez con la unidad tratada o si se puede emparejar con varias tratadas.

Es importante que al momento de hacer el *matching* se defina la región del soporte común. Al obtener el *propensity score* para cada observación, tanto de hogares participantes como no participantes, se obtienen también sus distribuciones correspondientes. Existirá un área común entre ambas distribuciones, aquellas observaciones que no se encuentren en el área de soporte común serán retiradas de la muestra a utilizar. La más sencilla e intuitiva es la inspección

visual de las distribuciones de densidad de la probabilidad estimada de participación.

Luego un tercer paso que no se debe omitir es verificar la calidad del emparejamiento, para verificar si el emparejamiento balancea la distribución de las variables relevantes entre los grupos de tratamiento y control. Según [Bernal y Peña \(2011\)](#), para que PSM funcione, condicional en la probabilidad de participación, los grupos de tratamiento y control deben ser similares o estar balanceados. Lo que implica que tanto la probabilidad de participación promedio como las medias de las variables contenidas en el vector X sean idénticas entre los grupos de tratamiento y control. Así se determina si después de condicionar por la probabilidad de participación aún existen diferencias en las características observables entre los grupos de tratamiento y control. Para ello se calculan estadísticos t en las muestras de tratamiento y control para determinar si hay diferencias significativas en el promedio de las variables de control entre los grupos de tratamiento y control. Es de esperar que haya diferencias antes del emparejamiento, pero después de este la distribución de variables observables debe estar balanceada entre los dos grupos y no debe haber diferencias estadísticamente significativas. Se cumple:

$$P(X|T = 1) = P(X|T = 0) \quad (6)$$

Siguiendo a [Bernal y Peña \(2011\)](#), también es importante que después de calcular el ATT, se calcule los errores estándar y con ellos los intervalos de confianza de las estimaciones, para determinar si el impacto del programa es estadísticamente significativo. Los errores estándar se pueden calcular de dos maneras. Por un lado, se pueden calcular analíticamente, es decir, encontrando una expresión explícita de la varianza. Por ejemplo, al usar el método de vecino más cercano, es posible calcular los errores de manera analítica. Sin embargo, cuando las fórmulas para la varianza son tan complicadas que no se conoce la distribución asintótica del estimador, ni se tiene una fórmula para el cálculo de errores estándar, los errores se pueden calcular usando bootstrapping. Éste es el caso del PSM por Kernel. [Abadie y Imbens \(2008\)](#) muestran que

el bootstrapping no funciona para los estimadores de n vecinos cercanos, ya que en este caso no genera bandas de confianza asintóticamente válidas. Por tanto, para el estimador n vecinos cercanos se sugiere calcular los errores estándar de manera analítica.

Si bien el Matching posee buenas propiedades también tiene limitaciones. Según [Gertler, Martinez, Premand, Rawlings, y Vermeersch \(2011\)](#) son dos las limitaciones. En primer lugar, se requiere grupos extensos de datos con grandes muestras de unidades y, aun cuando están disponibles, puede traer problemas la falta de traslape entre el grupo tratado y el grupo de no tratados. En segundo lugar, para el *matching* únicamente se usan características observables, no se pueden incorporar características no observables en el cálculo del PS, por lo que generalmente es menos robusto que otros métodos de evaluación.

V. RESULTADOS DEL PROPENSITY SCORE MATCHING

Análisis descriptivo de la prueba de diferencias

La prueba de diferencias compara los promedios de los dos grupos para inferir una relación entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. Se llevó a cabo una prueba de diferencia en las características observables de los factores socioeconómicos para ver la similitud entre los jefes de hogar en el grupo de control y de tratamiento. De la tabla 2, vemos que los dos grupos son idénticos en características observadas como el tamaño del hogar y en el uso de servicios de salud. Sin embargo, se pueden observar diferencias significativas en las demás variables como edad, sexo, educación, etnia, área rural, uso de farmacias, gasto en salud y gasto en alimentos. Los resultados muestran una frecuencia relativamente similar en el uso de los servicios médicos en ambos grupos.

Para el gasto en salud, los resultados muestran una mayor frecuencia a favor del grupo de control. El análisis de resultados refleja solo promedios pero no presenta el efecto real de la transferencia en efectivo en el uso de la atención médica. El hecho de que todavía existan diferencias entre las características observables de los dos grupos sesga este resultado. Enton-

ces, el emparejamiento por *propensity scores* es relevante porque proporcionará resultados más sólidos, pues los sesgos se neutralizan.

Tabla 2. Testeando las diferencias entre los grupos en sus variables observables

Variabes	Control	Tratamiento	Difference t-student
Edad del jefe de hogar	53.1321	54.6384	-9.3758
Sexo del jefe del hogar	0.3564	0.3428	2.7260
Educación del jefe de hogar	2.2526	2.0778	16.9961
Nativo	0.3576	0.3768	-3.8311
Tamaño del hogar	3.4001	3.3677	1.7047
Área Rural	0.4359	0.5077	-13.8612
Acceso a servicios (agua, saneamiento y electricidad)	0.5163	0.4574	11.3045
Departamento	12.2708	12.08025	2.5176
Uso de servicios médicos	0.1744	0.1733	0.2854
Uso de farmacias	0.1425	0.1347	2.1571
Gasto en salud	1317.596	1180.134	5.2972
Gasto en alimentación	5919.168	5496.542	9.0475

Fuente: INEI - ENAHO 2021. Elaboración propia.

Emparejamiento

La estimación del *score* o la probabilidad de haber recibido el BFU se estimó a partir de un modelo logístico (ver tabla A.1). Note que la mayoría de las variables incluidas son altamente significativas.

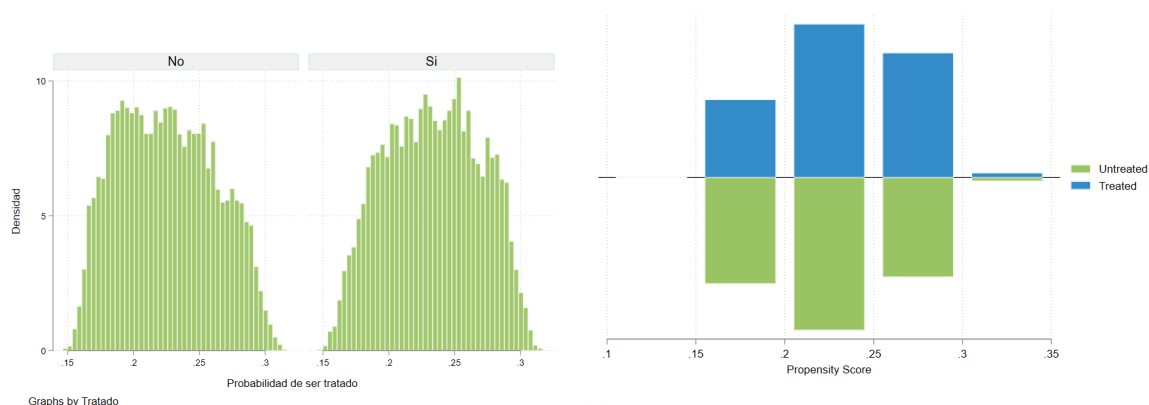
Distribución de los propensity scores entre los dos grupos

Con los coeficientes estimados se predice la probabilidad de recibir el BFU tanto para el grupo tratado como para el de control. Es útil ver las distribuciones de la probabilidad predicha para ambos grupos usando histogramas, como los que se presentan en la Figura 1a. La Figura 1b muestra los resultados de las distribuciones de los propensity scores medios comunes que

se definen en el intervalo $[0.10; 0.35]$. El análisis de este gráfico muestra que los propensity scores tienen una distribución superpuesta en la región de soporte común para los grupos de tratamiento y control. Esta superposición muestra que cada individuo tratado (destinatario del BFU) puede coincidir con al menos un individuo de control (no destinatario). Los valores con las mayores puntuaciones y que poseen mejor superposición se encuentran entre 0.15 y 0.30.

Figura 1

Distribución de los propensity scores entre los grupos de tratamiento y control.



(a) *Histograma de los scores*

(b) *Propensity scores en la región de soporte común.*

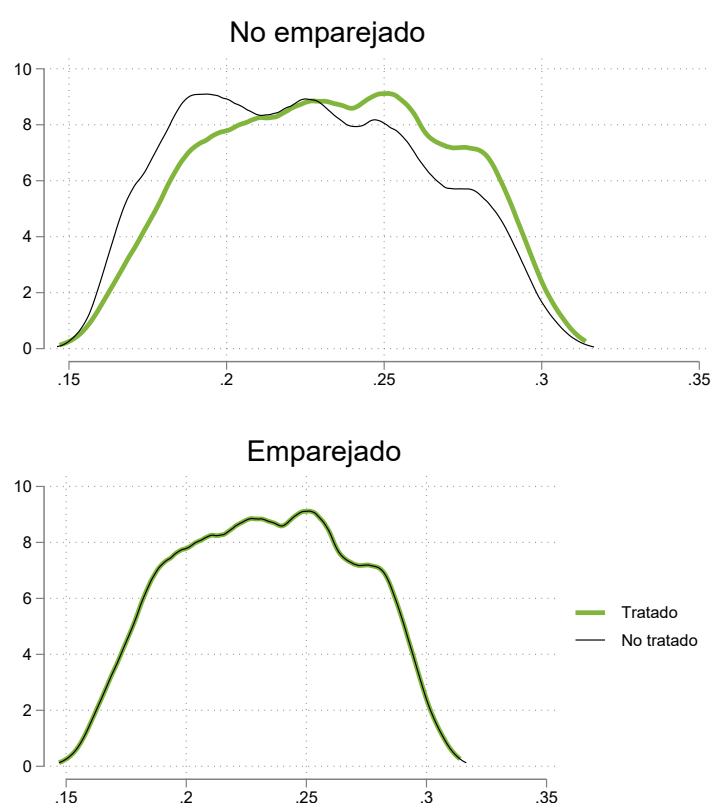
Análisis de la distribución de los propensity scores en el uso de servicios de salud antes y después del emparejamiento

Figura 2 analiza una gráfica de densidad de Kernel que estima las distribuciones subyacentes de los *propensity scores* antes y después del emparejamiento. Antes de emparejar, se puede observar una diferencia significativa en las distribuciones de los dos grupos. Después del emparejamiento, las distribuciones de los puntajes de propensión son casi idénticas. Este análisis muestra la evolución de los jefes de hogar que reciben o no el BFU. Antes del emparejamiento, la curva de los hogares receptores del BFU por COVID-19 (grupo tratado) se extiende hacia la derecha en comparación con el grupo de control. Esto muestra que es probable que los hogares puedan utilizar las transferencias de efectivo para aumentar la frecuencia del uso de los servicios de salud durante la pandemia de COVID-19. Después del emparejamiento, se en-

cuentra que no hay mucha diferencia entre los grupos tratado y de control. Las dos curvas son similares en todo el soporte común. Se puede decir que el emparejamiento entre los hogares receptores del BFU y los hogares no receptores fue exitoso.

Figura 2

Densidad de Kernel de los grupos de control y de tratamiento antes y después del emparejamiento



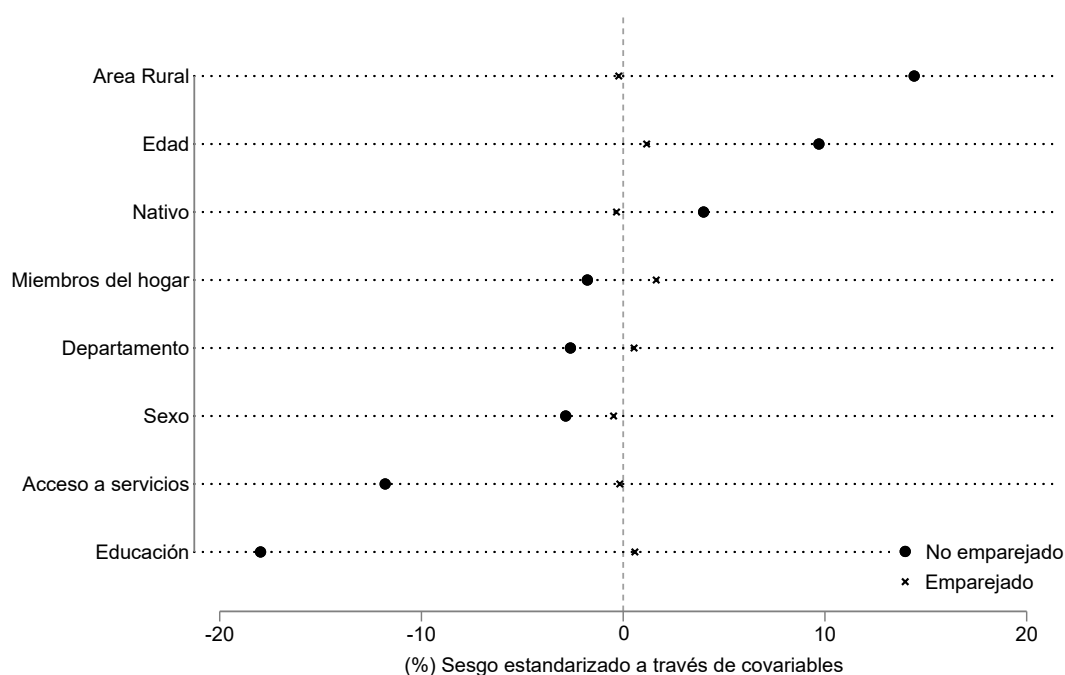
Análisis de la distribución del propensity score antes y después del tratamiento según las características de las variables

En la Figura 3, los puntos negros muestran el éxito de las puntuaciones de propensión, que corresponden en promedio a 8 covariables clave para el análisis de emparejamiento en un modelo básico. Los puntos negros representan la diferencia promedio entre los grupos de tratamiento y control no emparejados en la línea de base. Los puntos cruzados representan la

diferencia promedio entre el grupo de tratamiento y el de control emparejados en la línea de base. Las grandes diferencias iniciales se reducen a casi 0 al igualar los *propensity scores* entre los dos grupos de tratamiento. Los resultados del emparejamiento de los dos grupos según sus características socioeconómicas muestran que previo al emparejamiento, varios ítems de las variables como educación, acceso a setvicios básicos, área rural y edad están dispersos entre los grupos de tratamiento y control. Luego del emparejamiento, encontramos que las diferencias se han reducido, encontrando las cruces alrededor de cero. Todo esto demuestra que el tratamiento fue exitoso confirmando el análisis de la Figura 2. Por lo que concluimos que después del matching los individuos son comparables al tener características similares.

Figura 3

Distribución de los propensity scores antes y después del emparejamiento



Análisis de características de variables según reducción de sesgo y prueba t

La tabla A.2 muestra las pruebas t y el porcentaje de sesgo que ocurre al emparejar las variables. Antes del matching se puede observar que las diferencias son significativas, mientras

que después del matching las variables tienen un pvalue de más del 5 %. Esto significa que se ha realizado el emparejamiento y que los individuos son todos similares en cuanto a sus características socioeconómicas. Podemos decir que los hogares que no tuvieron acceso al BFU durante la pandemia tienen incluso probabilidades de ser receptores del BFU. Además, el porcentaje de reducción del sesgo por emparejamiento de variables es muy alto para ciertas variables como: Nativo, nivel de educación, área rural y acceso a servicios. Esto confirma el éxito del emparejamiento de variables socioeconómicas.

Impacto del Bono Familiar Universal en el uso de la atención médica

En la Tabla 3 se muestran los resultados, nuestra variable resultado principal es el uso de servicios médicos. Asimismo, ampliamos el análisis a los gastos de bolsillo, evaluando el gasto en salud y el gasto en alimentación. No encontramos impacto del BFU en el uso de la atención médica en el hogar durante el año 2021 para el grupo tratado. Este valor es -0.0028, representa que la tasa de transferencias de efectivo recibidas por el grupo tratado es 0.28 puntos inferior a la del grupo de control emparejado. En ninguna de nuestras variables resultado obtuvimos impacto significativo, sin embargo la diferencia para estas variables es positiva. Para el gasto en salud el impacto estimado del BFU es 20.4828 desviaciones estándar con un error estándar de 30.3017 y un estadístico t de 0.68.

En base a esta tabla, podemos decir que si bien el Bono Familiar Universal incrementó el uso de farmacias, aumentó el gasto en salud y el gasto en alimentación durante estos choques de salud debido al Covid-19, no necesariamente esta variación fue significativa, es decir, no se encuentra impacto del BFU en las variables de interés.

Tabla 3. Impacto del BFU en el uso de la atención médica.

Variable	Muestra	Tratado	Controls	Diferencia	S.E.	T-stat
Uso de servicios médicos	Unmatched	0.1734	0.1744	-0.0010	0.0040	-0.28
	ATT	0.1734	0.1762	-0.0028	0.0049	-0.56
Uso de farmacias	Unmatched	0.1347	0.1425	-0.0078	0.0036	-2.16
	ATT	0.1347	0.1344	0.0003	0.0044	0.08
Gasto en salud	Unmatched	1180.6232	1318.0346	-137.4114	25.9649	-5.29
	ATT	1180.6232	1160.1404	20.4828	30.3017	0.68
Gasto en alimentación	Unmatched	5496.6690	5918.8334	-422.1644	46.7280	-9.03
	ATT	5496.6690	5473.2107	23.4583	55.2364	0.42

Fuente: INEI - ENAHO 2021. Elaboración propia.

VI. DISCUSIÓN

Estudiamos el efecto del programa de transferencias monetarias no condicionadas de mayor cobertura en el Perú, que brinda asistencia por única vez a hogares vulnerables en el contexto de la pandemia. Nuestros resultados indican que no existen diferencias en el uso de servicios médicos y que, por el contrario, recibir el tratamiento podría conllevar a una ligera reducción del uso de servicios médicos. Este resultado va en línea por lo expuesto en [Pega et al. \(2017\)](#), donde una de las investigaciones que analizan concluye que las UCT no tienen un efecto sobre esta variable de interés. Creemos que las condiciones previas del precario sistema de salud que se intensificaron con la pandemia, ocasionaron que no sea posible acceder a servicio de salud, pese a tener recursos adicionales para hacerlo.

Respecto al uso de farmacias, el signo de la diferencia nos puede indicar que si fue posible acceder al uso de farmacias para atenderse a enfermedades. El colapso del sistema de salud, sumado a una marcada cultura de automedicación, pudieron conducir a que los que recibieron el programa tuvieran como opción atender sus problemas mediante el uso de farmacias.

Sobre el gasto en salud, si bien no se encuentra efecto, el signo de la diferencia indica

que si hay un incremento en gasto en salud. Este incremento puede ser ocasionado por la propia pandemia que distorsionó la dinámica del mercado de medicamentos y empujó a un alza de precios. Sobre el gasto en alimentación, el signo de la diferencia hallada nos indica que existe un incremento en alimentación. Estos resultados van en línea con la literatura, que indica que los más pobres tienden a gastar más en alimentación ([Banerjee y Duflo, 2007](#)), así como lo encontrado por [Londoño-Vélez y Querubin \(2022\)](#) que encuentran efectos positivos modestos de las UCT sobre el acceso a alimentos.

VII. CONCLUSIONES

Durante el año 2021 en Perú, el Bono Familiar Universal no protegió a la población en cuanto a salud, no encontramos efecto en variables como uso de servicios médicos y gasto en salud. Tampoco encontramos efecto significativo en gasto de alimentos. [Curi-Quinto et al. \(2021\)](#) mencionan que el apoyo financiero proporcionado por el gobierno durante esta fase inicial no alivió ni protegió a las familias de la inseguridad alimentaria. La reducción de ingresos durante el COVID-19, las ineficiencias en cuanto a la distribución de las transferencias monetarias; como los retrasos en la entrega, la inadecuada focalización de la población más vulnerable, podrían explicar la ineficiencia de este apoyo gubernamental. A esto se suman los problemas que presenta el sector debido a la baja inversión en salud por parte del gobierno.⁵

El gobierno peruano tiene un gran reto en cuanto a mejoras en el servicio de salud. La salud es un derecho, la asistencia sanitaria debería ser accesible universalmente sin barreras basadas en la asequibilidad, la accesibilidad física o la aceptabilidad de los servicios. El Estado debe priorizar una buena infraestructura y sobre todo, asegurar calidad de servicio. Por otro lado, es muy importante tener un mejor control en bases de datos para que la focalización de los diferentes programas sea más eficiente, así como su aplicación y se pueda lograr los objetivos que se plantee.

⁵Según la última estimación que tiene el Banco Mundial, en 2017 llegó a un 4,9% del PBI. El gasto público de Perú en salud lleva décadas lejos del 6% del PIB que recomienda invertir como mínimo la Organización Mundial de la Salud (OMS) en ese sector y muy lejos el 10,1% de promedio que presentan los países que forman la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE).

Referencias

- Abadie, A., y Imbens, G. W. (2008). On the failure of the bootstrap for matching estimators. *Econometrica*, 76(6), 1537–1557.
- Adato, M., y Hoddinott, J. (2010). *Conditional cash transfers in latin america*. Intl Food Policy Res Inst.
- Alvarez, E., Gallego, J., y Pecha, C. (2022). Can cash transfers increase social distancing during covid-19? evidence from colombia.
- Asmah, E. E., y Orkoh, E. (2015). *The effects of loan amounts on health care utilization in ghana* (Inf. Téc.). University Library of Munich, Germany.
- Asmah, E. E., Twerefou, D. K., y Smith, J. E. (2013). Health campaigns and use of reproductive health care services by women in ghana. *Am J Econ*, 3(6), 243–251.
- Banerjee, A. V., y Duflo, E. (2007). The economic lives of the poor. *Journal of economic perspectives*, 21(1), 141–168.
- Bernal, R., y Peña, X. (2011). *Guía práctica para la evaluación de impacto*. Ediciones Uniandes-Universidad de los Andes.
- Brooks, W., Donovan, K., Johnson, T. R., y Oluoch-Aridi, J. (2022). Cash transfers as a response to covid-19: Experimental evidence from kenya. *Journal of Development Economics*, 158, 102929.
- Curi-Quinto, K., Sánchez, A., Lago-Berrocal, N., Penny, M. E., Murray, C., Nunes, R., ... others (2021). Role of government financial support and vulnerability characteristics associated with food insecurity during the covid-19 pandemic among young peruvians. *Nutrients*, 13(10), 3546.
- Dong, E., Du, H., y Gardner, L. (2020). An interactive web-based dashboard to track covid-19 in real time. *The Lancet infectious diseases*, 20(5), 533–534.
- Doroh, V., Hatam, N., Jafari, A., Kafashi, S., y Kavosi, Z. (2013). Determinants of outpatient

- services utilization in shiraz, 2012. *J Community Med Health Educ*, 3(216), 2161–711.
- Feldstein, P. J. (2012). *Health care economics*. Cengage Learning.
- Fenny, A. P., Asante, F. A., Enemark, U., y Hansen, K. S. (2015). Treatment-seeking behaviour and social health insurance in africa: the case of ghana under the national health insurance scheme. *Global journal of health science*, 7(1), 296.
- Ferguson, N., Laydon, D., Nedjati-Gilani, G., Imai, N., Ainslie, K., Baguelin, M., ... others (2020). Report 9: Impact of non-pharmaceutical interventions (npis) to reduce covid19 mortality and healthcare demand. *Imperial College London*, 10(77482), 491–497.
- Gahlaut, A. (2011). Analysis of the juntos cash transfer programme in peru, with special emphasis on child outcomes. *Young Lives Student Paper. Oxford: Young Lives*.
- Gertler, P., Locay, L., y Sanderson, W. (1987). Are user fees regressive?: The welfare implications of health care financing proposals in peru. *Journal of econometrics*, 36(1-2), 67–88.
- Gertler, P., Martinez, S., Premand, P., Rawlings, L., y Vermeersch, C. (2011). Impact evaluation in practice (the world bank, washington, dc).
- Gianella, C., Gideon, J., y Romero, M. J. (2021). What does covid-19 tell us about the peruvian health system? *Canadian Journal of Development Studies/Revue canadienne d'études du développement*, 42(1-2), 55–67.
- Grossman, M. (1972). On the concept of health and the demand for health capital. *Journal of Political Economy*, 80(2), 223–255.
- Gruber, S. (2021). ¿ de qué hablamos cuando hablamos de problemas estructurales? *Economica*(12), 17–20.
- Heckman, J. J., Ichimura, H., y Todd, P. (1998). Matching as an econometric evaluation estimator. *The review of economic studies*, 65(2), 261–294.
- INEI. (2021). *Situación del mercado laboral de lima metropolitana*.
- Londoño-Vélez, J., y Querubin, P. (2022). The impact of emergency cash assistance in a pandemic: experimental evidence from colombia. *Review of Economics and Statistics*,

104(1), 157–165.

- Luseno, W. K., Singh, K., Handa, S., y Suchindran, C. (2013, 05). A multilevel analysis of the effect of Malawi's Social Cash Transfer Pilot Scheme on school-age children's health. *Health Policy and Planning*, 29(4), 421-432.
- Mata, C., y Hernández, K. (2015). Evaluación de impacto de la implementación de transferencias monetarias condicionadas para educación secundaria en costa rica (avancemos). *Revista de Ciencias Económicas*, 33(1), 9–35.
- Novignon, J., Prencipe, L., Molotsky, A., Valli, E., de Groot, R., Adamba, C., y Palermo, T. (2022). The impact of unconditional cash transfers on morbidity and health-seeking behaviour in africa: evidence from ghana, malawi, zambia and zimbabwe. *Health Policy and Planning*.
- Owusu-Addo, E., y Cross, R. (2014). The impact of conditional cash transfers on child health in low-and middle-income countries: a systematic review. *International journal of public health*, 59(4), 609–618.
- Owusu-Addo, E., Renzaho, A. M., y Smith, B. J. (2018). The impact of cash transfers on social determinants of health and health inequalities in sub-saharan africa: a systematic review. *Health policy and planning*, 33(5), 675–696.
- Pega, F., Liu, S. Y., Walter, S., y Lhachimi, S. K. (2015). Unconditional cash transfers for assistance in humanitarian disasters: Effect on use of health services and health outcomes in low-and middle-income countries. *Cochrane Database of Systematic Reviews*(9).
- Pega, F., Liu, S. Y., Walter, S., Pabayo, R., Saith, R., y Lhachimi, S. K. (2017). Unconditional cash transfers for reducing poverty and vulnerabilities: effect on use of health services and health outcomes in low-and middle-income countries. *Cochrane Database of Systematic Reviews*(11).
- Pérez-Lu, J. E., Cárcamo, C., Nandi, A., y Kaufman, J. S. (2017). Health effects of 'juntos', a conditional cash transfer programme in peru. *Maternal & child nutrition*, 13(3), e12348.

- Perova, E., y Vakis, R. (2009). Welfare impacts of the “juntos” program in peru: Evidence from a non-experimental evaluation. *The World Bank*, 1–59.
- Pilkaskas, N., Jacob, B., Rhodes, E., Richard, K., y Shaefer, H. L. (2022). The covid cash transfer study: The impacts of an unconditional cash transfer on the wellbeing of low-income families. En *Paa 2022 annual meeting*.
- Ranganathan, M., y Lagarde, M. (2012). Promoting healthy behaviours and improving health outcomes in low and middle income countries: a review of the impact of conditional cash transfer programmes. *Preventive medicine*, 55, S95–S105.
- Reyes, C. M., Albert, J. R. G., y Reyes, C. C. M. (2018). Lessons on providing cash transfers to disaster victims: A case study of unicef’s unconditional cash transfer program for super typhoon yolanda victims.
- Rubio, M., Escaroz, G., Machado, A., Palomo, N., Vargas, L., y Cuervo, M. (2021). *Social protection and response to covid-19 in latin america and the caribbean*.
- Sanchez, A., Melendez, G., y Behrman, J. (2016). The impact of the juntos conditional cash transfer programme in peru on nutritional and cognitive outcomes. *Lima: GRADE*.
- Santerre, R., y Neun, S. (2013). Health economics: Theories, insights, and industry studies. 6th editon. *Cengage Learning: South-Western*.
- Tossou, Y. (2021). Covid-19 and the impact of cash transfers on health care use in togo. *BMC Health Services Research*, 21(1), 1–10.
- Ullmann, H., Atuesta, B., Rubio García, M., y Cecchini, S. (2021). Las transferencias monetarias no contributivas: un instrumento para promover los derechos y el bienestar de la población infantil con discapacidad en américa latina y el caribe.

ANEXOS

Tabla A.1 Estimación del *score*

Modelo Logístico. Variable dependiente: 1 si el jefe de hogar recibió el BFU, 0 si no.

Variable	coef / (se)
Edad del jefe de hogar	0.0030*** (0.0008)
Sexo del jefe de hogar	-0.0495** (0.0231)
Educación del jefe de hogar	-0.135*** (0.0129)
Nativo	0.0613*** (0.0234)
Tamaño del hogar	-0.0034 (0.0062)
Área Rural	0.152*** (0.0263)
Acceso a servicios (Agua, Electricidad y Saneamiento)	-0.0942*** (0.0247)
Departamento	-0.0004 (0.0015)
Constante	-1.087*** (0.0763)
Observations	52,325
Pseudo R-cuadrado	0.007

Standard errors in parentheses * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

Fuente: INEI - ENAHO 2021. Elaboración propia.**Tabla A.2** Análisis de características de variables según reducción de sesgo y t-test

Variables	No Emparejada	Average		% of bias	% reduc. of bias	t-test		V(T)/V(C)
	Emparejada	Tratado	Control			t	p > t	
Edad del jefe del hogar	No emparejada	54.638	53.132	9.2		9.38	0.000	1.06*
	Emparejada	54.632	54.451	1.2	88.0	0.89	0.375	1.01
Sexo del jefe del hogar	No emparejada	0.3428	0.3564	-2.8		-2.73	0.006	-
	Emparejada	0.3429	0.3419	-0.5	83.3	-0.37	0.712	-
Nivel de estudios	No emparejada	2.0778	2.2527	-18.0		-17.00	0.000	0.90*
	Emparejada	2.0783	2.0727	0.6	96.8	0.46	0.0.646	1.00
Nativo	No emparejada	0.3768	0.3576	4.0		3.83	0.000	-
	Emparejada	0.3768	0.3784	-0.3	91.7	-0.25	0.799	-
Tamaño del hogar	No emparejada	3.3677	3.4001	-1.8		-1.70	0.088	1.01
	Emparejada	3.368	3.3381	1.6	7.8	1.26	0.206	1.02
Área Rural	No emparejada	0.5077	0.4359	14.4		13.86	0.000	-
	Emparejada	0.5077	0.5088	-0.2	98.6	-0.17	0.866	-
Acceso a servicios	No emparejada	0.4574	0.5163	-11.8		-11.30	0.000	-
	Emparejada	0.4575	0.4583	-0.2	98.6	-0.13	0.896	-
Departamento	No emparejada	12.08	12.271	-2.6		-2.52	0.012	1.03
	Emparejada	12.08	12.041	0.5	79.4	0.41	0.680	1.01

* if variance ratio outside [0.96; 1.04] for U and [0.96; 1.04] for M.

Fuente: INEI - ENAHO 2021.

Elaboración propia.