

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATÓLICA DEL PERÚ**

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES



Impacto del Programa Juntos en el bienestar monetario de la población no
pobre vulnerable durante los años 2018-2019

Tesis para obtener el título profesional de Licenciada en Economía
presentado por:

Huamani Chávez, Andrea del Carmen

Tesis para obtener el título profesional de Licenciado en Economía

presentado por:

Rivadeneira Bustamante, Joaquin Jamil

Asesor:

Granda Sandoval, Alejandro Adrián Martín


Lima, 2024

Informe de Similitud

Yo, Granda Sandoval, Alejandro Adrian Martin, docente de la Facultad de Ciencias Sociales de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor(a) de la tesis/el trabajo de investigación titulado Impacto del Programa Juntos en el bienestar monetario de la población no pobre vulnerable durante los años 2018-2019 del/de la autor (a)/ de los(as) autores(as) Rivadeneira Bustamante, Joaquin Jamil y Huamani Chavez, Andrea Del Carmen dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 21%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 25/10/2024.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de Suficiencia Profesional, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha: Lima, 31 de octubre del 2024

Apellidos y nombres del asesor / de la asesora: <u>Granda Sandoval, Alejandro Adrian Martin</u>	
DNI: 40731448	Firma 
ORCID: 0000-0003-4688-9194	

A mis padres, Nancy y Víctor.
A mis hermanos: Víctor, Bruno y Adrián.
A los Salesianos de Don Bosco.



A mi padre Andrés, mi héroe caraybambino eterno, esta tesis es un tributo a tu legado. A mi madre Ysabel y hermanas María y Valeria: ¡vamos por más!



Agradecimientos

Expresamos nuestra profunda gratitud a todos los investigadores de la Pontificia Universidad Católica del Perú que participaron en la elaboración de esta tesis. A Claudia Sánchez, por su orientación en el comienzo. A Luis García, José María Rentería y Juan Palomino, por sus prontos y oportunos comentarios y retroalimentación. A nuestro asesor, Alejandro Granda.

Agradezco a quienes me ayudaron a formar criterios de investigación en mi camino profesional: a Mario Tello, Jorge Chávez Fuentes, y Franklin Huaita. También, al Departamento de Economía de la Universidad de Piura, que me recibió humana y profesionalmente.

Joaquin Rivadeneyra

Agradezco a Pedro Francke, por despertar mi interés en la investigación de la pobreza en el Perú; y a César Guadalupe, por ser un referente profesional incomparable. Su influencia y guía han sido fundamentales.

Andrea Huamaní

Resumen

La población no pobre vulnerable es aquel grupo no pobre monetario que enfrenta un alto riesgo de caer en pobreza. Durante 2014-2019, según el INEI, representan no menos del 34% de la población total del Perú. Sin embargo, en el Perú no se ha estudiado el impacto de programas sociales sobre esta población, ya que suelen estar dirigidos a población exclusivamente pobre. El objetivo del presente estudio es analizar la relación entre el “Programa Nacional de Apoyo Directo a los más Pobres - JUNTOS” y el bienestar monetario de la población no pobre vulnerable beneficiaria. En específico, determinamos el impacto del Programa Juntos en el gasto per cápita de la población no pobre vulnerable durante 2018-2019. Usando datos de panel de la Encuesta Nacional de Hogares, se empleó el método de emparejamiento de propensity score matching y se estimó el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT) mediante diferencias en diferencias. El resultado principal es que, en términos relativos, el impacto es negativo y significativo: quienes recibieron el programa incrementaron su gasto entre 4.1% y 7.5% menos de lo que lo incrementaron quienes no recibieron el programa. En términos absolutos, el impacto es de entre 26.3 y 32 soles. Además, los efectos son más significativos en la población rural; y el grupo de gasto más afectado negativamente por el programa es el de alimentación. La estimación de las posibles vías de impacto del programa – aumento del ahorro y/o reducción de las horas de trabajo – no ha sido estadísticamente significativa.

Palabras clave: vulnerabilidad a la pobreza, gasto per cápita, programa JUNTOS, pobreza

Abstract

The non-poor vulnerable population is the group that, while not classified as poor by monetary standards, faces a high risk of falling into poverty. Between 2014 and 2019, according to INEI data, this group accounted for no less than 34% of Peru's total population. However, in Peru, the impact of social programs on this population has not been studied, as such programs are typically targeted exclusively at the poor. This study aims to analyze the relationship between the "National Program of Direct Support to the Poorest - JUNTOS" and the monetary well-being of non-poor vulnerable beneficiaries. Specifically, we determine the impact of the Juntos Program on the per capita expenditure of the non-poor vulnerable population during 2018-2019. Using panel data from the National Household Survey during this period, the study employed propensity score matching and estimated the average treatment effect on the treated (ATT) using a difference-in-differences approach. The main finding is that, in relative terms, the impact of the Juntos Program on the monetary well-being of the non-poor vulnerable population is negative and significant during 2018-2019: those who received the program increased their spending by 4.1% to 7.5% less than those who did not. In absolute terms, the impact ranges from 26.3 to 32 soles. Additionally, the effects are more significant in rural areas than in urban ones, and the expenditure category most negatively affected by the program is food. The estimation of possible impact channels – increased savings and/or reduced working hours – was not statistically significant.

Keywords: vulnerability to poverty, per capita expenditure, JUNTOS program, poverty

Índice de Contenidos

Introducción.....	1
Capítulo 1. Revisión de Literatura Teórica.....	6
1.1. Marco Conceptual	6
1.2. Marco Teórico	8
1.2.1. Población Vulnerable	8
1.2.2. Programas sociales.....	11
1.2.3. Programas de transferencias condicionadas.....	12
1.2.4. Programa Juntos.....	14
Capítulo 2. Antecedentes Empíricos	15
Capítulo 3. Vías de Impacto del Programa Juntos sobre el Gasto e Hipótesis	18
3.1. Impacto vía horas de trabajo	18
3.2. Impacto vía ahorro	19
3.3. Impacto vía efecto multiplicador	20
3.4. Hipótesis	20
Capítulo 4. Base de Datos y Análisis Descriptivo	22
4.1. Base de Datos.....	22
4.2. Análisis Descriptivo	22
Capítulo 5. Metodología	27
5.1. Estrategia Metodológica.....	27
5.1.1. Propensity Score Matching (PSM).....	27
5.1.2. Método de Diferencias en Diferencias con Propensity Score Matching.....	34
5.2. Variables a Emplear.....	37
Capítulo 6. Resultados	40
6.1. Modelo de Identificación del P-Score	40
6.2. Pruebas de Robustez.....	43
6.2.1. Calidad de la estimación del propensity-score	43
6.2.2. Diferencias iniciales y supuesto de tendencias paralelas	49
6.2.3. Pruebas placebo y pruebas de falsificación.....	54
6.3. Resultados sobre el Gasto Per Cápita	58
6.4. Resultados sobre el Gasto Per Cápita por Estrato	59
6.5. Resultados por Grupos de Gasto Diferenciados.....	61
6.6. Resultados sobre las Vías de Impacto	64
Conclusiones y Recomendaciones de Política	66
Referencias Bibliográficas	70

Índice de Tablas

Tabla 1: Porcentaje (%) de personas según participación en el programa Juntos en el 2018 y según su nivel socioeconómico	24
Tabla 2: Número de personas de la muestra según participación en el programa Juntos en el 2018 y según su nivel socioeconómico	25
Tabla 3: Gasto per cápita mensual 2018-2019	26
Tabla 4: Metodología de Propensity Score Matching.....	28
Tabla 5: Estimación del propensity score	40
Tabla 6: Características de los bloques.....	43
Tabla 7: Test de calidad de emparejamiento.....	44
Tabla 8: Prueba de balanceo 1. Media de propensity score no difiere entre tratamientos y controles	46
Tabla 9: Prueba de balanceo 2. Media de las variables explicativas no difieren entre tratamientos y controles, por bloques.....	48
Tabla 10: Test de medias y de tendencias paralelas del gpcm. Observaciones en el área de soporte común	49
Gráfico 10. Gasto per cápita mensual promedio de no pobres vulnerables en el área de soporte común	50
Tabla 11: Test de medias y de tendencias paralelas del ahorro per cápita mensual. Observaciones en el área de soporte común	51
Tabla 12: Test de medias y de tendencias paralelas de las horas trabajadas. Observaciones en el área de soporte común.....	51
Tabla 13: Test de tendencias paralelas: regresión	54
Tabla 14: Pruebas placebo / de falsificación sobre el gasto per cápita	56
Tabla 15: Pruebas placebo / de falsificación sobre el ahorro per cápita	56
Tabla 16: Pruebas placebo / de falsificación sobre las horas trabajadas	56
Tabla 17: Resultados sobre el gasto per cápita.....	58
Tabla 18: Resultados sobre el gasto per cápita. Estrato urbano.....	60
Tabla 19: Resultados sobre el gasto per cápita. Estrato rural.....	60
Tabla 20: Resultados sobre el gasto per cápita. Grupos de gasto.....	63
Tabla 21: Resultados sobre el ahorro per cápita	64
Tabla 22: Resultados sobre las horas trabajadas	65

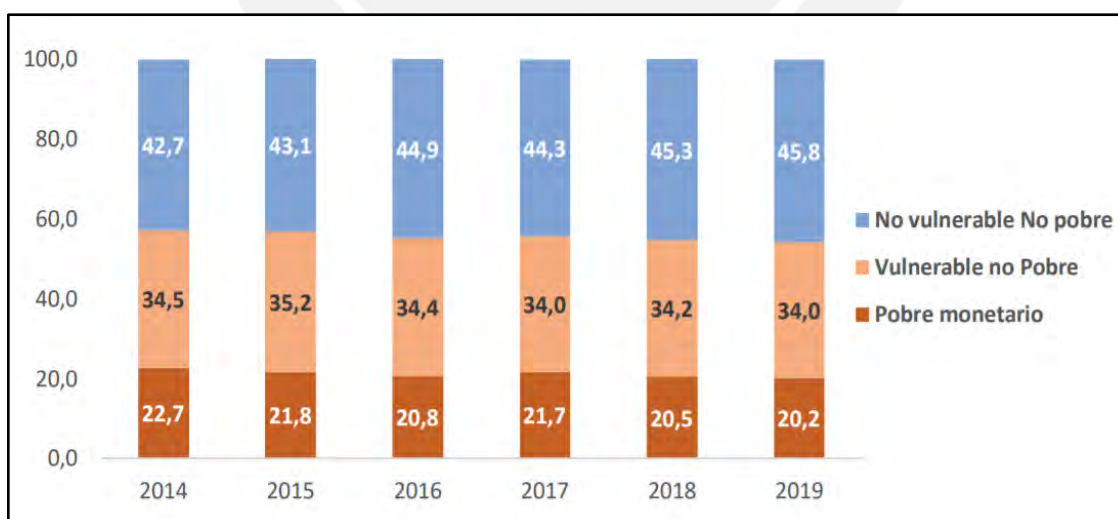
Índice de Gráficos

Gráfico 1: Evolución de la incidencia de la vulnerabilidad y pobreza monetaria, 2014-2019, porcentaje (%).....	1
Gráfico 2: Clasificación de la población en cuatro grupos (2019)	9
Gráfico 3: Área de soporte común (teoría).....	32
Gráfico 4. Diferencias en diferencias: tendencias paralelas e impacto	35
Gráfico 5: Probabilidad de participar en el Programa Juntos dada la participación real en el 2018	41
Gráfico 6: Área de soporte común (datos).....	42
Gráfico 7: Densidad del p-score después del emparejamiento por radio máximo, para tratamientos y controles	45
Gráfico 8: Densidad del p-score después del emparejamiento por Kernel, para tratamientos y controles	45
Gráfico 9: Densidad del p-score después del emparejamiento por vecino más cercano, para tratamientos y controles	46
Gráfico 11. Ahorro per cápita mensual promedio de no pobres vulnerables en el área de soporte común	52
Gráfico 12. Horas trabajadas promedio de no pobres vulnerables en el área de soporte común	52

Introducción

El estudio del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) sobre vulnerabilidad económica a la pobreza refleja resultados de interés que motivan el presente trabajo de investigación. En primer lugar, definamos a la línea de pobreza como el umbral de gasto per cápita necesario para solventar una canasta mínima de bienes y servicios, mientras que la línea de pobreza extrema o alimentaria es el mínimo gasto per cápita mensual de un hogar para satisfacer sus necesidades básicas alimentarias (INEI, 2019, p.31). Recientemente, se ha definido la línea de vulnerabilidad a la pobreza (Dang y Lanjouw, 2014), la cual cuenta con una metodología de cálculo para el Perú, publicada en el informe técnico “Perú: Estimación de la Vulnerabilidad Económica a la Pobreza Monetaria” (INEI 2020). El grupo poblacional de vulnerables a la pobreza es, en términos simples, aquel grupo que a pesar de no ser pobre enfrenta un alto riesgo de caer en pobreza (Dang y Lanjouw, 2014, p.1). Resulta interesante analizar la evolución de este grupo de clasificación socioeconómica en el Perú a lo largo del tiempo.

Gráfico 1: Evolución de la incidencia de la vulnerabilidad y pobreza monetaria, 2014-2019, porcentaje (%)



Fuente: INEI (2020).

Como vemos en el Gráfico 1, la masa de población no pobre vulnerable es significativa, de un 34% de la población total en el 2019. Del 2014 al 2019, mientras

la pobreza monetaria se redujo en 2.5%, la población vulnerable se contrajo en solo 0.5%¹. Por otro lado, en el año 2020, según datos del INEI, la pobreza monetaria incidió en el 30,1% de la población (INEI, 2021), lo cual representa un aumento del 9,9% en comparación al 2019. Entonces, es evidente que gran parte de la población no pobre vulnerable cayó en pobreza. Por ello, es relevante que analicemos especialmente a esta población, pues es importante reducir la pobreza y evitar que se caiga en ella.

Otro motivo por el cual es relevante analizar a la población no pobre vulnerable está relacionado con la vulnerabilidad macroeconómica del país. Briguglio y Cordina definen a la vulnerabilidad macroeconómica (no confundir con vulnerabilidad a la pobreza) como la exposición de una economía a un shock exógeno (2009, p. 229). Por ejemplo, el shock económico de la pandemia del coronavirus en el Perú se ve reflejado, entre otros indicadores, en el aumento de la tasa de pobreza. En este sentido, es importante y favorable para el país desarrollar resiliencia, definida como la capacidad de una economía de soportar o recuperarse de los embates de una crisis (Briguglio y Cordina, 2009, p. 230), sobre todo en economías vulnerables. Por lo tanto, es relevante analizar si existen políticas sociales que influyen en que la tasa de pobreza no aumente frente a una crisis mediante la protección del grupo no pobre pero vulnerable a la pobreza.

Los programas sociales son de gran importancia entre los esfuerzos para reducir la pobreza. Un programa es una estrategia de intervención social que actúa sobre una población objetivo para influir en ella (Chen, 1990, citado en De Miguel 2000, p. 292). Su objetivo, para propósitos del presente estudio, debe ser promover el cambio social. Por ello, es importante el vínculo de los programas con la resolución de problemas sociales (De Miguel, 2000, p.294) y, por eso, existen varios centrados en reducir la pobreza en el Perú. Así, no es común que los programas sociales sean dirigidos a la población no pobre, aunque un programa tiende a tener consecuencias

¹ El grupo de no pobres vulnerables es dinámico y, en general, los tres grupos están en constante transición. Lo relevante es que, si bien sabemos que este grupo es dinámico, constantemente hay una masa poblacional de no pobres vulnerables. Por lo tanto, es importante analizarlo.

no intencionales (Chen, 1994, p.80). Por ejemplo, es posible que, a pesar de no estar diseñados con este fin, un programa tenga impacto en la población no pobre. Por esta razón, encontrar este impacto puede servir como base para el diseño de programas sociales con el objetivo de evitar que la población vulnerable caiga en pobreza o, mejor aún, pase a ser no vulnerable.

Para empezar a analizar este tema poco estudiado, una pregunta más específica sería si actualmente existe algún programa social que esté atendiendo a la población no pobre vulnerable. Aunque no es su población objetivo, el Programa Nacional de Apoyo Directo a los más Pobres, en adelante, “Programa Juntos”, realiza transferencias monetarias condicionadas a población no pobre². Para que los hogares puedan ser beneficiarios del programa deben de cumplir con tres condiciones: residir en un distrito que presente una incidencia de pobreza mayor al 40%, contar con la Condición Socioeconómica de pobre según el SISFOH y contar con al menos un miembro objetivo: mujeres gestantes, niños o adolescentes hasta que culminen la educación secundaria o cumplan 19 años (Silva & Stampini, 2018).

Entender cuál es el impacto de ser beneficiario del Programa Juntos en el gasto per cápita mensual de la población no pobre vulnerable es lo relevante en este estudio. Buscaremos entender cómo esta población reacciona en términos de gasto (el cual es un indicador de bienestar monetario y control discreto de la pobreza monetaria) frente a la transferencia otorgada por el programa. Si el programa tiene efectos positivos en el gasto, sería un indicador temprano de que podemos utilizar herramientas de políticas sociales para desarrollar resiliencia evitando que la población no pobre vulnerable caiga en la pobreza. Si es que el efecto es nulo o negativo, podemos analizar las particularidades de esta población y entender cómo reaccionan los beneficiarios de programas de transferencias condicionadas.

Según datos de la Encuesta Nacional de Hogares, en el 2019, un 41.94% de los hogares que recibieron transferencias de Juntos eran no pobres vulnerables. Además, el 14.36% de los hogares no pobres vulnerables recibieron una transferencia

² En este contexto, ellos representan una población erróneamente incluida, pues a pesar de que el programa Juntos está dirigido a pobres, gozan de sus beneficios.

de Juntos en dicho año (INEI, 2019). Entonces, se puede analizar si es que el programa Juntos tiene alguna incidencia en la condición monetaria de la población no pobre vulnerable que lo recibe. Más específicamente, analizaremos su impacto en el gasto per cápita, pues esta es la variable monetaria más representativa de la condición socioeconómica: en base a ella se calculan la línea de pobreza y vulnerabilidad³.

Entonces, la pregunta de investigación es la siguiente: ¿cuál fue el impacto del Programa Juntos en el bienestar monetario de la población no pobre vulnerable durante los años 2018-2019? En términos cuantificables, ¿cuál fue el cambio en el gasto per cápita de los hogares que recibieron transferencias del programa Juntos en comparación a quienes no lo recibieron?

En consecuencia, los objetivos de este trabajo de investigación son los siguientes:

Objetivo general: Determinar cuál fue el impacto del Programa Juntos en el gasto per cápita de la población no pobre vulnerable durante los años 2018-2019

Objetivo específico 1: Establecer un marco conceptual y teórico para estudiar el problema. Asimismo, revisar los antecedentes empíricos que existen sobre el tema.

Objetivo específico 2: Aplicar una metodología econométrica que permita evaluar el impacto del Programa Juntos en el gasto per cápita de la población vulnerable no pobre, en base a los datos disponibles.

Objetivo específico 3: Analizar los resultados y proponer recomendaciones de política, resaltando la importancia de la atención a la población no pobre vulnerable como medida preventiva contra la pobreza.

³ También sería posible analizar el efecto en la movilidad social. Ruperti-Cañarte et al (2016) explican que “la movilidad social hace referencia a la facilidad que una persona o grupos de personas puedan subir o bajar de una escalera socioeconómica”. Una definición equivalente es aquella por la cual, según el Reporte de Movilidad Social Global (World Economic Forum 2020, p.9), la movilidad social es “un movimiento hacia arriba y hacia abajo por el cual las personas ven que sus circunstancias mejoran o empeoran”. Nuevas investigaciones podrían centrarse en la movilidad intrageneracional, que se refiere a la habilidad de moverse entre clases socioeconómicas dentro del propio tiempo de vida. Más específicamente, se podría analizar cómo determinada población puede cambiar su condición de pobreza y vulnerabilidad en el corto plazo, condicionada a recibir o no la ayuda del programa social Juntos.

En lo sucesivo, el trabajo se divide así. En el capítulo 1 se revisa la literatura teórica: el marco conceptual y el marco teórico que delimitan esta investigación. En el capítulo 2 se revisan los antecedentes empíricos sobre el impacto de programas de transferencias monetarias condicionadas y del programa Juntos. En el capítulo 3 se establece cuál será la base de datos a emplear y se realiza un análisis descriptivo. En el capítulo 4 se explican las vías de impacto mediante las cuales la transferencia del programa Juntos puede influir en el gasto per cápita de las familias no pobres vulnerables y, en base a ello, se formula la hipótesis del trabajo. En el capítulo 5, se describe cuál será la metodología a emplear: emparejamiento por Propensity Score Matching con estimación de un modelo de Diferencias en Diferencias. Además, se establecen las variables a utilizar que se encuentran en la base de datos. En el capítulo 6, se presentan y evalúan los resultados en dos niveles: el efecto del programa en el gasto per cápita total, dividido por estratos urbano y rural, y dividido por grupos de gasto; así como el efecto del programa sobre las vías indirectas de impacto. Finalmente, presentaremos las conclusiones y recomendaciones de política.

Capítulo 1. Revisión de Literatura Teórica

1.1. Marco Conceptual

Es importante para la investigación establecer los conceptos de pobreza y vulnerabilidad. En primer lugar, la pobreza es definida por el Banco Mundial como la privación pronunciada de bienestar (Haughton y Khandker, 2009, p.2). Sin embargo, existen diferentes enfoques para definirla con mayor detalle. Amartya Sen, por ejemplo, argumenta que el bienestar viene de la capacidad de funcionar en sociedad. Por eso, desde su enfoque de capacidades, define la pobreza como “la privación de capacidades básicas y no únicamente como una renta baja” (Sen 2000, citado en Mercado y Adarme, p. 102). Además, existe un consenso en la economía sobre la naturaleza multidimensional de la pobreza, para la cual existen diversos métodos de medición (Herrera y Cozzubo, 2017, p.5). Por otro lado, el Comité Internacional para la Paz y la Reconciliación define la pobreza como “la condición en que una persona carece de necesidades básicas para un mínimo estándar de bienestar, particularmente como resultado de una falta de ingreso” (ICPR s/f). Más específicamente, este enfoque se basa en pensar al bienestar como la disposición sobre bienes en general (Haughton y Khandker, 2009, p.2). En este sentido, se suele categorizar a la población o a los hogares pobres como aquellos que no cumplen con un mínimo de ingreso o gasto requerido, y se emplean diversas metodologías para calcular este mínimo, llamado línea de pobreza.

En esta investigación nos basaremos en la línea de pobreza para el Perú del INEI, definida como “el equivalente monetario del costo de una canasta básica de consumo”, que en el 2020 fue de S/ 360 mensuales por habitante (INEI, 2021). Usualmente, se suele definir una línea de pobreza y otra de pobreza extrema (Haughton y Khandker, 2009, p. 41). En el Perú, se le llama línea de pobreza extrema o línea de pobreza alimentaria al componente alimentario de la canasta básica o el valor de una canasta de productos alimentarios socialmente aceptada (INEI, 2019, p.31). Para el año 2020, la línea de pobreza extrema fue de S/ 191 (INEI, 2021). Cabe mencionar que la categorización de la pobreza en el Perú se toma a partir del gasto per cápita, no del ingreso, para medir el nivel de consumo (INEI, 2019). Esto sucede debido a que el gasto es más adecuado que el ingreso para medir el bienestar, pues no se contabiliza el consumo potencial, si no lo que efectivamente se consume en el

hogar. Además, utilizar la variable de ingreso en el Perú presentaría mayor dificultad de medición debido a la alta informalidad, además de mostrar una volatilidad más alta que el gasto.

En cuanto a la vulnerabilidad a la pobreza, existe consenso sobre su definición. Alwang y otros definen vulnerabilidad como la predisposición a experimentar futuros descensos del bienestar debido a shocks, de tal manera que el nuevo nivel de bienestar caiga por debajo de una medida de bienestar socialmente aceptada (Alwang et al. 2001, citado en Higa 2011, p.6). En este trabajo, el bienestar mencionado en la definición de Alwang et al. es el bienestar monetario y la medida de bienestar es la línea de pobreza. De manera análoga, Haughton y Khandker definen a la población vulnerable a la pobreza como aquella que tiene un alto riesgo relativo de ser pobre en el siguiente periodo (2009, p.231) y, por su lado, Dang y Lanjow reconocen que la vulnerabilidad es el riesgo ex ante de caer en pobreza (2014, citado en INEI 2020, p.11). Estas definiciones son equivalentes y es a lo que nos referimos en este documento cuando hablamos de vulnerabilidad. En consecuencia, dado que existe población vulnerable, coexiste la necesidad de diseñar políticas públicas que garanticen protección intertemporal frente a los riesgos de caer en pobreza (Calva y Juárez, 2012, p.60).

Por otro lado, recientemente se ha producido nueva bibliografía sobre el cálculo de la línea de vulnerabilidad, la cual sirve de manera análoga a la línea de pobreza para diferenciar directamente a la población vulnerable de la no vulnerable. Dang y Lanjow (2014) proponen la construcción de esta línea obtenida mediante el cálculo del “promedio del ingreso o gasto de aquellos hogares que se encuentren exactamente en el valor de probabilidad de caída a la pobreza elegido como umbral” (citado en Herrera y Cozzubo, 2016, p. 18). En este sentido, se suele emplear a la línea de pobreza como un referente para la línea de vulnerabilidad. Por ejemplo, el CEPAL define la línea de vulnerabilidad como 1.8 veces la línea de pobreza (2016, p.34). En este estudio se utiliza la línea de pobreza de vulnerabilidad por observación reportada por el INEI para los años 2017, 2018 y 2019. Posteriormente, en el marco teórico, detallaremos cómo se ha realizado para el Perú el cálculo de la línea de vulnerabilidad.

1.2. Marco Teórico

1.2.1. Población Vulnerable

Existe amplia teoría sobre la población vulnerable y su relación con los programas sociales. Para la identificación de la población objetivo en la formulación de políticas de apoyo social o económico, normalmente se divide a la población en dos grupos: pobres y no pobres. Sin embargo, Dang y Lanjouw (2014) enfatizan que se puede tomar como población objetivo a la población vulnerable en general, quienes, como vimos, se caracterizan por tener un alto riesgo de caer en pobreza.

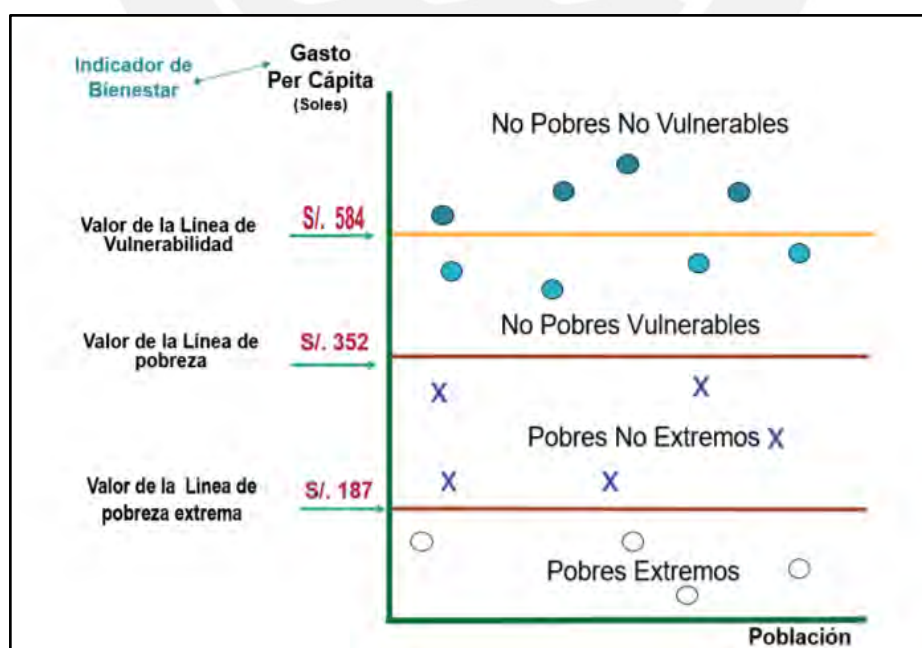
Resulta conveniente aplicar distintos tipos de intervenciones dependiendo de la población objetivo. Por un lado, para atender a la población pobre (pobres extremos y no extremos), considerando que la pobreza es un problema estructural, funcionan mejor las intervenciones de largo plazo (inversión en la educación), mientras que, para la población vulnerable, con el objetivo de que puedan enfrentar el riesgo intertemporal, los programas de protección social suelen ser los más adecuados (Dang & Lanjouw 2014, p.1). Aún hay mucho por avanzar en América Latina en cuanto a intervenciones de protección social. Por ejemplo, los niveles de cobertura del sistema de pensiones aún no han conseguido incluir a toda la población ya que tanto la población pobre como vulnerable han sido excluidos (Sánchez & Sauma, 2011, p.292).

Específicamente, para identificar a la población vulnerable en el Perú, tomamos como referencia el trabajo de Herrera y Cozzubo (2016): “La vulnerabilidad de los hogares a la pobreza en el Perú, 2004-2014”, que, basándose en el estudio de Dang y Lanjow, determinan una metodología de cálculo para la línea de vulnerabilidad para el Perú. Así, obtienen la línea de vulnerabilidad, un umbral de gasto por encima de la línea de pobreza. Bajo esta medición, Herrera y Cozzubo (2016) encuentran que la población vulnerable se expandió de 20% a 33% entre 2004 y 2014, mientras que en ese periodo existió una reducción de la pobreza de 37%. Posteriormente, el INEI adoptó la misma metodología y, en el Informe Técnico “Estimación de la Vulnerabilidad Económica a la Pobreza Monetaria - Metodología de cálculo y perfil sociodemográfico”, se logró caracterizar a la población peruana en grupos de pobreza y vulnerabilidad (INEI 2020). La línea de vulnerabilidad permite diferenciar a la población no pobre en dos grupos: primero, la población no pobre vulnerable,

conformada por “aquellos hogares que sobrepasan la línea de pobreza pero que se encuentran por debajo de la línea de vulnerabilidad monetaria estimada”; y, segundo, la población no pobre no vulnerable, entendida como “aquellos hogares que se encuentran por encima de la línea de vulnerabilidad monetaria estimada” (INEI 2020, p.24). Así, se divide la población en cuatro categorías: pobres extremos, pobres, no pobres vulnerables y no pobres no vulnerables, como se visualiza en el Gráfico 2.

El informe del INEI (2020) muestra metodologías y resultados interesantes. Por un lado, se realizaron métodos sofisticados de estimación, que utilizan técnicas de regresión de *machine learning* para obtener la línea de vulnerabilidad, lo cual minimiza el error estadístico. Esto implica que el Perú ya cuenta con indicadores oficiales y precisos de vulnerabilidad. Por otro lado, se observa que la población vulnerable apenas ha disminuido en los últimos años. Al analizar los datos de años anteriores a 2020 (ver Gráfico 1), se puede ver que la pobreza en Perú aumentó un 10% entre 2019 y 2020. Esto sugiere que el no incluir a la población vulnerable como objetivo de los programas sociales, con el fin de prevenir la pobreza, podría haber ocasionado un mayor impacto negativo.

Gráfico 2: Clasificación de la población en cuatro grupos (2019)



Fuente: INEI (2020).

Respecto a las razones del escaso avance en atender a la población vulnerable, Herrera y Cozzubo (2020) publicaron un artículo motivado por el impacto de la pandemia, en donde argumentan que el actual sistema de focalización de políticas sociales en el Perú está diseñado para atender a población esencialmente rural, dejando de lado a la población no pobre vulnerable. Esto se debería a un enfoque únicamente político y administrativo de la pobreza, a una focalización estática en el tiempo, a la pobre actualización de padrones de población pobre y vulnerable, y a la falta de algoritmos de focalización que minimicen la exclusión y filtración de los programas sociales. Entonces, ¿cómo se debe apoyar a la población pobre vulnerable? Un primer camino es mediante políticas sociales, específicamente, programas sociales. Las políticas sociales son las que fomentan la reducción de pobreza de las familias y son parte del sistema de protección social, el cual incluye una gama de intervenciones públicas para apoyar la gestión de los riesgos actuales y futuros para la población, especialmente los más vulnerables (Del Río et al., 2011, p.420).

Para la población pobre, la atención sirve para implementar mejoras de la estructura social de las familias (incluye atender temas de agua potable, alcantarillados, disponibilidad de electricidad y teléfonos), así como el fortalecimiento y avance del sector educación, salud y vivienda. Para la población vulnerable, las transferencias monetarias son un mecanismo en el que se suele centrar la atención (Pizarro, 2001, p.40). Incluso, un efecto indirecto de aquellas políticas que priorizan las transferencias es que, además de obtener resultados favorables para la reducción de pobreza, se evitaría que la población vulnerable se vea afectada (Núñez & González, 2011, p.257). Es decir, las transferencias podrían ser empleadas para evitar que la población no pobre vulnerable caiga en pobreza al mejorar su situación socioeconómica. Al respecto, Dani Rodrik (1988) señala que es importante buscar estrategias que garanticen protección y seguridad social a la población como forma de protegerla de caer en pobreza, e introduce como ejemplo a las transferencias de ingresos, así como a la implementación de programas sociales en países de Asia Oriental, en donde se consiguió disminuir el riesgo de la población vulnerable.

Dado que la población vulnerable necesita ser atendida de forma inmediata cuando se enfrentan a riesgos que podrían desfavorecer su condición económica, es recomendable buscar estrategias que actúen de forma inmediata frente a eventuales shocks externos que generan desprotección en las familias. En estas situaciones, Sánchez y Sauam (2011) explican que, desde una perspectiva cuantitativa, las transferencias que se brindan directamente a las familias pueden ser efectivas y también pueden ser implementadas mediante programas de transferencias condicionadas, las cuales han mostrado alta efectividad para reducir la pobreza. Asimismo, es importante identificar que la implementación de las políticas públicas priorice brindar iniciativas complementarias o alternativas a la situación de las familias teniendo como principal objetivo robustecer sus recursos, pero también los de la sociedad en general (Pizarro, 2001, p.13).

En conclusión, la población no pobre vulnerable necesita ser atendida en base a un diseño específico de un programa social para poder lograr los objetivos preventivos que se buscan. Los programas de transferencias condicionadas, en teoría, tienen efecto no sólo en los pobres, sino también en los vulnerables a la pobreza en general.

1.2.2. Programas sociales

Previo a conceptualizar los programas sociales, caractericemos a las políticas sociales. Las políticas sociales tienen como objetivo contribuir al desarrollo y crecimiento económico en los países y, así, al bienestar social (Ramos et al., 2017). El vínculo entre la política social y protección social radica en que “la política social actúa como articuladora y proveedora del bienestar y como balanza de ajuste y redistribución de cuotas de protección social, generación de oportunidades y mecanismos de movilidad social” (Serrano, 2005, p.12). La relevancia de fomentar la protección social radica en que es labor del Estado brindar atención a las personas vulnerables, quienes se caracterizan por presentar riesgos sociales.

Por otro lado, la política social engloba a los programas sociales, pues funciona con una serie de programas en donde “se determinan objetivos, resultados previstos, un período de tiempo para alcanzar esos resultados, medios y procedimientos, recursos institucionales y financieros” (Serrano, 2005, p.24). Según Chen, un programa es una estrategia de intervención social que intenta influir en una población

(citado en De Miguel, 2000, p. 292). Asimismo, desde el punto de vista teórico, De Miguel Díaz (2000) clasifica a los programas según el tipo de postura, es decir, según cuál se considera su objetivo. Por un lado, se tiene al programa como verificación de teorías, ya que los programas pueden ser vistos como metodologías o estrategias que permiten que se verifique aquellas teorías que son consideradas como indispensables para la resolución de problemas de índole social. Por otro lado, se los considera como agentes de cambio social: debe existir un compromiso de los programas con la resolución de problemas sociales como la pobreza (De Miguel, 2000, p.294).

De los pasos previos a la implementación de programas sociales, uno de los más importantes es la necesidad de la focalización. Candia (2013) explica que en América Latina se han formulado diversos programas sociales desde un enfoque de focalización que han presentado dificultades en calcular la línea de pobreza de referencia. Al respecto, Serrano (2005) explica sobre el comienzo del uso de la focalización en los programas sociales: empezó a utilizarse en América Latina a mediados de los años 80 en un contexto de una reducción del gasto público e implementación de programas sociales con el objetivo de reducir la pobreza. Del mismo modo, Candia (2013) resalta la importancia de la focalización explicando que, en la actualidad, constituye “uno de los conceptos centrales del paradigma de la formulación de las políticas sociales”. Sin embargo, incluso identificando aquellos aspectos que promueven que se realice una focalización como parte de la implementación de políticas sociales, si no se toma en cuenta la participación de los protagonistas y actores locales, no será posible que los programas dirigidos a la población vulnerable puedan concretar sus objetivos planteados (Candia, 2013, p.104). En consecuencia, un programa dedicado a población pobre o no pobre vulnerable debe ser correctamente focalizado.

1.2.3. Programas de transferencias condicionadas

Como hemos visto, los programas sociales pueden implementarse mediante transferencias condicionadas, como es el caso del programa Juntos. Por ello, resulta importante explicar la teoría detrás del funcionamiento de estos. Los Programas de Transferencias de Dinero Condicionadas representan una respuesta a la problemática social de la pobreza (Repetto, 2010, p.99) y se basan en transferencia monetaria condicionada a que el beneficiario presente un adecuado cumplimiento de acciones

relacionados a la salud, educación, nutrición, entre otros (Correa, 2009, p.74).

Estos programas tienen dos tipos de objetivos. Por un lado, un objetivo de corto plazo que se reduce a aliviar la pobreza, mientras que, en el largo plazo, busca promover el desarrollo humano. Así, en combinación de ambas, los objetivos de estos programas se relacionan con la pobreza y el desarrollo (Pereyra, 2010, p.16). Por ejemplo, un programa enfocado netamente al alivio de la pobreza tendría que detener las transferencias cuando los beneficiarios abandonan dicha condición, pero uno centrado en el aumento del capital humano debería continuar hasta que los beneficiarios terminen con el ciclo educativo (Pereyra, 2010, p.22). Es decir, si se busca atender a la población no pobre vulnerable mediante la implementación y ejecución de un programa de transferencias condicionadas, es recomendable redefinir los objetivos del programa: no solo se trata de reducir el nivel de pobreza, sino también de prevenirla, evitando así que alguna población tenga alto riesgo de caer en pobreza. Asimismo, un programa de este tipo debe considerar el enfoque de protección social de cada país de forma independiente para definir la metodología más adecuada (Pereyra, 2010, p.18).

Entonces, ¿cómo es que los programas de transferencias condicionadas favorecen a la población, en especial, a la población vulnerable? Un aporte importante es que aportan en asegurar ingresos mínimos y servicios básicos, a través de la inversión en capital humano y “reduciendo la exposición de los sectores con mayor vulnerabilidad a enfrentar riesgos sociales” (Pereyra, 2010, p.20). Otro aspecto es que estos programas promueven cambios de comportamiento en los beneficiarios, por lo general hacia garantizar el acceso a servicios de educación básica y de salud, en particular mejorando la nutrición de los niños en los hogares titulares. Estas características los distinguen de los programas tradicionales asistencialistas de corte paternalista (Correa, 2009, p.74). Cabe resaltar que, en el caso de la población no pobre vulnerable, el programa debe estimular conductas que reduzcan el riesgo de caer en pobreza.

1.2.4. Programa Juntos

En el Perú, el Programa Juntos, el cual es el programa de estudio en la presente investigación, nace con el nombre de Programa Nacional de Apoyo Directo a los más Pobres⁴. Este es un Programa de Transferencias Monetarias Condicionadas que busca reducir la pobreza en el Perú y existe desde el año 2005 (Presidencia del Consejo de Ministros, 2010, p. 14). Fue creado por Decreto Supremo 032-PCM-2005, y su modificatoria, el Decreto Supremo 062-PCM-2005. Actualmente, el apoyo en términos monetarios es de 200 soles bimensuales supeditados a que los beneficiarios cumplan con responsabilidades de participación en servicios de salud, nutrición, educación y desarrollo ciudadano (Velásquez, 2017, p. 14, y Presidencia del Consejo de Ministros, 2010, p.16). El programa Juntos está diseñado específicamente hacia hogares pobres y pobres extremos, dándole prioridad a hogares con gestantes, niños, adolescentes y jóvenes de zonas rurales (Velásquez, 2017, p. 28). En la siguiente sección se verá cómo el programa Juntos (y otros parecidos) ha impactado en la población vulnerable.

⁴ Gerencia de Operaciones del Programa Juntos (2009). "Situación de la cobertura del Programa a enero 2009". Disponible en la página web institucional: www.juntos.gob.pe.

Capítulo 2. Antecedentes Empíricos

En el Perú, no existen aún estudios sobre la evaluación del impacto de algún programa social en poblaciones no pobres vulnerables. Esto probablemente se debe a que, como vimos, la vulnerabilidad monetaria a la pobreza y su medición es un tema relativamente reciente en la literatura (Dang y Lanjouw, 2014). Además, en el Perú, el INEI oficializó la medición de la línea de vulnerabilidad recién desde el 2020. Al margen de ello, sí es posible revisar literatura sobre el análisis de programas sociales en casos de población vulnerable a nivel nacional e internacional y, específicamente, literatura sobre Programas de Transferencias Condicionadas y el programa Juntos.

Sobre programas de Transferencias Monetarias Condicionadas (TMC) en otros países, existe bibliografía que presenta sus efectos y características. Robles et al. (2015) estudia las TMC en Latinoamérica y encuentra que presentan bajos niveles de cobertura (insuficiencia) y errores de inclusión (filtración). Argumentan que esto se debe a que, a pesar de que las economías crecen, los programas sociales no tienen procesos eficaces de recertificación e identificación. En cuanto a mediciones de impacto, Vargas y Eguiarte (2017) encuentran que el programa Oportunidades de México, impacta de manera negativa en el ingreso por trabajo (desincentiva el trabajo). Salinas (2014), por su parte, compara los programas Oportunidades de México, Bolsa Familia de Brasil y Juntos de Perú, en donde, además de confirmar que existen cambios medibles en las conductas de quienes reciben las transferencias, y un aumento de ingresos, por ejemplo, recomienda diversas medidas: implementar programas complementarios, reemplazar condiciones por incentivos de buenas prácticas, y considerar la pobreza multidimensional.

Sobre el programa Juntos, existen muchos estudios que encuentran impactos en el consumo, tasas de pobreza y probabilidad de acceso a servicios de salud o educación. Por ejemplo, Perova y Vakis (2012) encontraron un impacto del programa en el consumo total, consumo de alimentos y reducción de pobreza en hogares con más de un año de recibir la subvención. Escobal (2012), por su parte, encuentra un impacto del programa en el cambio de patrones de gasto en los hogares como incorporación de nuevos productos alimentarios; y en la misma línea, García (2015) determina que el programa incrementa la proporción del presupuesto familiar destinado a bienes esenciales de los niños.

Sobre el impacto nutricional de Juntos, Sánchez y Jaramillo (2012) encuentran una reducción de la desnutrición crónica extrema, mientras que Díaz y Saldarriaga (2014) explican sobre la mejora en el cuidado prenatal de las madres gestantes. En general, existen diversos estudios que avalan el impacto en la salud, como el de Andersen et al. (2015), quien encuentra que hay un efecto en el incremento del score talla por edad en los niños. Por otro lado, hay efectos del programa en otras dimensiones del bienestar: Zegarra (2016) describe el cambio en las decisiones productivas de los hogares; Del Pozo (2014) y García (2015) encuentran que el programa incrementa la violencia a las mujeres en un porcentaje del 3% al 7%, y Correa y Roopnaraine (2014) determinan que en comunidades andinas y amazónicas, el programa es muy valorado y cuenta con legitimidad local, ocasionando cambios en comportamientos en salud y educación, y empoderamiento de la mujer.

El trabajo de Zárate Ardele et al. (2012), es el que más luces puede darnos sobre estrategias innovadoras a implementar dentro del programa Juntos. Los autores proponen que la reformulación de acciones y la capacidad de decisión local tienen mayor impacto y efectividad en los programas debido a que se evidencia el temor de dejar de percibir un ingreso estable al dejar de ser beneficiario del programa. Cuando el hogar ya no tiene la condición de pobre o pobre extremo, se proponen “bonos de graduación” para evitar que los hogares no caigan en pobreza. Por supuesto, para que ello funcione se debe caracterizar a los hogares vulnerables para así poder diseñar estrategias preventivas (Zárate et al., 2012). Tal vez, esta propuesta sea viable para hogares no pobres vulnerables: incentivar a que se use el dinero para reducir el riesgo de volver a caer en pobreza mediante bonos educativos, productivos o de emprendimientos.

Como resultado de la revisión de literatura completa, es decir, marco conceptual, marco teórico y antecedentes empíricos, concluimos que el tema de esta investigación es relevante y llena un vacío en la literatura haciendo uso de teorías y metodologías estudiadas por otros autores. En concreto, se utiliza la metodología del cálculo de líneas de pobreza y vulnerabilidad, y el sustento teórico de que los programas de transferencias condicionadas influyen en el bienestar monetario de la población vulnerable, particularmente pobre, pudiendo tener efectos indirectos en población que no es parte de su población objetivo, en este caso, población vulnerable no pobre.

Además, es relevante analizar el impacto del programa en población no pobre, dada la tendencia general en la literatura de evaluar el impacto solo en la población objetivo pobre.



Capítulo 3. Vías de Impacto del Programa Juntos sobre el Gasto e Hipótesis

Las transferencias representan una inversión directa en los hogares para lograr disminuir la pobreza monetaria (Schady, 2006). Sin embargo, Escobar y González de la Rocha (2004) enfatizan que, si bien recibir transferencias permiten incrementar los gastos en alimentos y educación, son las familias quienes deciden cómo y en qué gastar y, por lo tanto, se deja abierta la posibilidad de que las familias puedan hacer uso de las transferencias de diferentes formas, a pesar incluso de que la transferencia sea condicionada. Por ello, en la presente investigación es importante resaltar que el impacto en el gasto per cápita de la población no pobre vulnerable durante los años 2018-2019 no necesariamente es positivo. Es decir, no siempre implica que aquellas familias que reciben la transferencia bimensual de Juntos, aumentarán su gasto per cápita, como se esperaría de un análisis directo de efecto ingreso directo sobre el gasto. El efecto ingreso directo indica que es natural predecir que las familias beneficiadas decidan gastar e invertir más en alimentos y educación, ya sea por un aumento en la cantidad o por la elección de bienes y servicios de mayor calidad. Sin embargo, esto no necesariamente sucede, pues cada familia no decide de la misma manera, sobre todo en familias no pobres. Incluso en caso las familias decidan gastar el monto recibido, la entrega de dinero podría no representar un aumento significativo en el gasto per cápita. Frente a ello, se presentan tres vías indirectas mediante las cuales la transferencia monetaria puede tener un impacto positivo o negativo en el gasto per cápita del hogar. Existen dos razones que podrían llevar a una disminución en el gasto per cápita: que las familias, en lugar de gastar la transferencia, elijan aumentar sus ahorros, o bien reduzcan las horas de trabajo para dedicar más tiempo al ocio. Por otro lado, una vía para que el gasto per cápita del hogar aumente, además del efecto ingreso directo, es la presencia de un efecto ingreso indirecto, o efecto multiplicador.

3.1. Impacto vía horas de trabajo

La influencia que puede tener el recibir transferencias monetarias es que las familias decidirán distribuir de forma diferentes su tiempo de ocio y horas de trabajo de tal manera que, dado el ingreso adicional que se genera en el hogar por recibir la transferencia monetaria, las familias se verán motivadas a reemplazar tiempo de trabajo en sus respectivos empleos por tiempo de ocio. Esto equivale al efecto

sustitución ocio-trabajo, muy estudiado en la literatura económica. Así, el ingreso adicional que recibe la familia por la transferencia no se percibiría claramente en un aumento de gasto, dado que las familias reducen sus horas de trabajo al ver que ya tienen garantizado un nivel de ingresos generado por la transferencia. Gondim (2009), en su estudio “¿Cuál es el impacto de las Transferencias Monetarias sobre la oferta de mano de obra?”, enfatiza que el punto de partida teórico para comprender la oferta de trabajo en las familias es la existencia de una preocupación respecto a los programas sociales en este sentido, dado que podrían desincentivar el trabajo, reduciendo la oferta de mano de obra y, por tanto, reduciendo el ingreso familiar.

Por su parte, la Comisión Económica para América Latina y el Caribe y la Organización Internacional del Trabajo (2014) señalan que los programas de transferencias condicionadas pueden estar creando cierta dependencia en vez de fomentar el esfuerzo individual. Podrían estar creando un obstáculo para la participación laboral de los adultos en edad de trabajar dentro de las familias beneficiarias, lo que, en consecuencia, desincentivaría la incorporación al empleo de las personas que se encuentran en situación de pobreza. Aquellas familias que reciben las transferencias podrían reducir la premura de búsqueda de empleo debido a que consideran ya tener garantizado un determinado nivel de ingresos. A modo de ejemplo empírico, Vargas y Eguiarte (2017) encuentran que el programa Oportunidades, de México, impacta de manera negativa el ingreso por trabajo.

3.2. Impacto vía ahorro

Esta segunda vía es posible porque, si bien la transferencia que reciben las familias podría fomentar un aumento de gasto en educación, alimentación, y otros conceptos en algunas familias, otras familias, especialmente aquellas filtradas en el programa que ya tienen dichas necesidades cubiertas, optarán por ahorrar en vista de un aumento de sus ingresos. Entonces, se puede analizar el potencial impacto del programa Juntos en las decisiones de ahorro en las familias, pues recibir una transferencia monetaria no necesariamente conlleva a que las familias no pobres vulnerables decidan gastar más, sino que podrían ahorrar.

Esta decisión de ahorro incluso fue incentivada por el Programa Piloto “Promoción del Ahorro en Familias Juntos”, que surge con el objetivo de buscar en el ahorro una alternativa que permita complementar los programas de transferencias

monetarias condicionadas con estrategias para que las familias salgan de la pobreza (Gutierrez et al., 2011). Más allá de ello, una de las razones por el cual los programas de transferencia monetarias condicionadas querrían impulsar el ahorro es que incentivan a que las familias beneficiarias tengan un consumo más estable a lo largo del tiempo ("*smoothing*") y, a su vez, ofrecen una fuente de recursos para momentos de crisis (Gutierrez et al., 2011).

3.3. Impacto vía efecto multiplicador

El efecto multiplicador es un efecto ingreso indirecto que se observa principalmente cuando el programa mitiga la falta de capital en pequeñas "*farm households*", hogares rurales donde la ocupación principal es la producción agropecuaria, en países en desarrollo (Yi, Lu & Zhou, 2016). En estos casos, la transferencia busca mejorar el capital humano, adoptar nueva tecnología productiva y, principalmente, relajar las restricciones de liquidez, que son aquellas que impiden al hogar financiarse como desearía. Con ello, el impacto de la transferencia sobre el gasto (o en general sobre alguna variable de bienestar monetario) es incluso mayor al valor de la transferencia misma. Davis (2004), indica que el efecto multiplicador es consecuencia de que los hogares aprovechen las oportunidades de ingreso que normalmente no podrían debido a restricciones de liquidez. El programa de transferencias atenúa dichas restricciones. Según Sadoulet, De Janvry y Davis (2001), si bien puede existir un potencial efecto indirecto negativo sobre el esfuerzo en trabajo, si el hogar se enfrenta a restricciones de liquidez, la transferencia monetaria podría generar beneficios, siempre y cuando los hogares utilicen el ingreso extra en inversión para generar ingresos mayores. Por ejemplo, el dinero podría ser invertido en capital físico o humano. Un caso de este efecto multiplicador es el Programa de Apoyos Directos al Campo en México, que tenía un efecto multiplicador positivo. Por cada peso mexicano de transferencias de PROCAMPO, se generaban de 1.5 a 2.6 pesos adicionales en el ingreso total del hogar (Sadoulet, de Janvry y Davis, 2001).

3.4. Hipótesis

El efecto ingreso directo positivo y el efecto multiplicador probablemente no sean dominantes en nuestro caso porque la población objetivo es no pobre. Si bien son vulnerables, su ingreso les alcanza para satisfacer una canasta básica alimentaria y no alimentaria, por lo que es más probable que asuman el beneficio del programa

como causal de ahorro o de sustitución por ocio, y las vías por las cuales puede existir un efecto multiplicador en el ingreso se debilitan.

Entonces, como la población de estudio de esta tesis es la población no pobre vulnerable, el efecto de ahorro y horas de trabajo sería mayor que el efecto multiplicador y el efecto ingreso directo. La razón es que la población no pobre ya puede solventar su canasta básica y, por tanto, un ingreso exógeno extra debido a la transferencia monetaria puede inducir al ahorro más que al gasto, y a disminuir las horas trabajadas para convertir la transferencia en horas de ocio. Además, la vulnerabilidad de la población estudiada implica que se enfrentan al riesgo de caer en pobreza, lo cual desincentiva la adopción de nuevas tecnologías productivas y el financiamiento mediante deuda, que son los motores del efecto multiplicador, e incentiva al ahorro. En conclusión, la hipótesis de esta investigación es que el impacto del programa Juntos en el gasto per cápita de los hogares no pobres vulnerables es negativo debido a las características particulares de esta población.



Capítulo 4. Base de Datos y Análisis Descriptivo

4.1. Base de Datos

La base de datos a usar será la Encuesta Nacional de Hogares, una actividad estadística realizada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) a través de la Dirección Nacional de Censos y Encuestas en el año 1995. Las encuestas se realizan de forma anual y brindan datos sobre las características de las condiciones de vida y pobreza de los hogares. A la fecha, la data disponible de observaciones de corte transversal es del período 2004-2023 y se presenta anualmente, mientras que, para los datos de panel, tenemos información cuatrianual en el período 2011-2022. Para fines de esta investigación, se hará uso de la Encuesta Nacional de Hogares Panel (2015-2019), que son datos de panel que cumplen con las ventajas mencionadas por Perazzi y otros: presenta información de individuos en distintos cortes temporales, lo que los hace propicios para evaluar el impacto de proyectos y programas sociales, otorgando datos sobre el grupo de tratamiento y el grupo de control tanto antes como después de la intervención (Perazzi et al. 2013, p.126). En este caso, la ventaja es que será posible comparar el gasto per cápita de la población no pobre vulnerable en el 2019 respecto al 2018 y analizar si en este cambio el programa Juntos ha influido positiva o negativamente. Además, es posible observar las tendencias de las variables relevantes años antes del tratamiento. Por otro lado, en la misma base de datos se encuentran variables necesarias para estimar el modelo: datos de los gastos de los hogares participantes y no participantes, la participación efectiva en el programa y características que expliquen la participación en el programa.

4.2. Análisis Descriptivo

Las principales variables a usar de la encuesta (ENAH) son el total de miembros del hogar, gasto total anual por hogar, pobreza, ingreso por transferencia corriente pública Juntos, la línea de pobreza alimentaria, la línea de vulnerabilidad y

⁵ INEI (s/f). Encuesta Nacional de Hogares sobre Condiciones de Vida y Pobreza. Recuperado de <https://catalog.ihnsn.org/index.php/catalog/2164>

la línea de pobreza total. Además, existen una serie de variables que describen características observables de los hogares que serán de utilidad.

En primer lugar, la población de estudio es la población no pobre vulnerable. De esta población, se identificará el grupo de tratamiento (quienes recibieron Juntos) y el grupo de control (quienes no recibieron Juntos). Para ello, generamos la variable binaria que indique si fue beneficiario del programa Juntos, la cual es construida a partir de la variable “ingreso por transferencia corriente pública Juntos”. En segundo lugar, la población objetivo es definida como todos aquellos individuos que sí recibieron el programa Juntos y son no pobres (haciendo uso de la variable construida pobreza, la cual divide a la población como pobre extremo, pobre no extremo o no pobre) y vulnerables (haciendo uso de la variable construida vulnerabilidad, la cual divide a la población como vulnerable y no vulnerables). Seguidamente, creamos la variable “gasto per cápita mensual” a partir de la variable de ENAHO “gasto total de los hogares”. Se considera vulnerable a quienes tengan un gasto per cápita mensual menor a la línea de vulnerabilidad. Finalmente, se clasifica la muestra en 4 grupos: pobre extremo, pobre no extremo, no pobre vulnerable y no pobre no vulnerable.

Tabla 1: Porcentaje (%) de personas según participación en el programa Juntos en el 2018 y según su nivel socioeconómico

Nivel Socioeconómico 2018	Participación en el Programa Juntos 2018		Total
	No	Sí	
Pobre extremo	51.28	48.72	100.00
Pobre no extremo	66.54	33.46	100.00
No pobre vulnerable	82.13	17.87	100.00
No pobre no vulnerable	98.45	1.55	100.00
Total	86.18	13.82	100.00

Nivel Socioeconómico 2018	Participación en el Programa Juntos 2018		Total
	No	Sí	
Pobre extremo	1.65	9.80	2.78
Pobre no extremo	12.22	38.32	15.82
No pobre vulnerable	34.48	46.79	36.18
No pobre no vulnerable	51.65	5.08	45.21
Total	100.00	100.00	100.00

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI)

Como vemos en la Tabla 1, en el año 2018 existen altos niveles de insuficiencia (el 51.3% de la población pobre extrema y el 66.5% de los pobres no extremos no reciben el programa Juntos) y errores de inclusión (el 17.9% de la población no pobre vulnerable y el 1.6% de la población no pobre no vulnerable sí recibieron el programa Juntos). Sobre los problemas de insuficiencia y error de inclusión en programas de transferencias monetarias condicionadas, Robles et al. (2015), en base a la investigación en Latinoamérica que realizan, argumentan que los niveles de insuficiencia y de filtración se producen porque, a pesar de que las economías crecen, los programas sociales no tienen procesos eficaces de recertificación (salida de hogares que superan la pobreza) e identificación. Otra razón es la deficiencia en la información que manejan los hacedores de políticas para poder segregar a la población objetivo del programa.

La población de estudio es la población no pobre vulnerable. Como se muestra en la Tabla 2, dentro de la muestra de 3554 personas no pobres vulnerables, el tamaño de muestra para el grupo de control (quienes no participan en el programa Juntos en el 2018) es de 2919 hogares, mientras que el tamaño de muestra del grupo de tratamiento (quienes sí participan en el programa Juntos en el 2018) es de 635 hogares. Es decir, de la población no pobre vulnerable (36% de la población total), el 82% de las familias no recibió el programa Juntos y el 18% sí recibió el programa.

Tabla 2: Número de personas de la muestra según participación en el programa Juntos en el 2018 y según su nivel socioeconómico

Nivel Socioeconómico 2018	Participación en el Programa Juntos 2018		Total
	No	Sí	
Pobre extremo	140	133	273
Pobre no extremo	1,034	520	1,554
No pobre vulnerable	2,919	635	3,554
No pobre no vulnerable	4,372	69	4,441
Total	8,465	1,357	9,822

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Además, es de interés analizar los estadísticos descriptivos de la variable de resultado de interés, es decir, el gasto⁶ per cápita mensual de los hogares que conforman la muestra y que pueden ser comparados entre sí⁷. En la Tabla 3, observamos que, en promedio simple, el gasto per cápita de quienes no participaron en el programa fue de 500.68 soles en el 2018 y de 537.03 soles en el 2019. El promedio simple de gasto per cápita de quienes sí participaron del programa Juntos fue de 444.43 soles en el 2018 y 441.13 soles en el 2019.

⁶ El gasto y otras variables monetarias relevantes es deflactado temporal y espacialmente, con la finalidad de limpiar los efectos de las variaciones en el índice de precios durante el tiempo (inflación).

⁷ El criterio de comparabilidad es la pertenencia al área de soporte común, que definiremos en la siguiente sección.

Tabla 3: Gasto per cápita mensual 2018-2019

No participan en el Programa Juntos				
Variable	Observaciones	Promedio	Min	Max
Gasto per cápita mensual 2018	2281	500.68	262.88	679.07
Gasto per cápita mensual 2019	2281	537.03	100.94	1951.04
Participan en el Programa Juntos				
Variable	Observaciones	Promedio	Min	Max
Gasto per cápita mensual 2018	599	444.43	266.50	680.59
Gasto per cápita mensual 2019	599	441.13	112.43	2442.43

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

En general, se observa que en el periodo 2018-2019 los individuos que no participan del programa Juntos han incrementado su gasto per cápita de manera más pronunciada.

Más estadísticos descriptivos que caracterizan específicamente a la población de tratamiento y de control se encuentra en la sección 7.1, en la Tabla 9.

Capítulo 5. Metodología

5.1. Estrategia Metodológica

5.1.1. Propensity Score Matching (PSM)

Este método no experimental busca simular un experimento internalizando el hecho de que la asignación al programa no es aleatoria y las unidades que reciben el programa difieren de las que no lo reciben no solo en el estatus de tratamiento, si no en otras características. Uno de los principales problemas en una evaluación de impacto de este tipo es definir los grupos de tratamiento y control, ya que debemos tener dos poblaciones con características similares que sean comparables entre sí. El grupo de tratamiento está conformado por quienes participan en el programa Juntos, y el grupo de control por quienes no lo hacen. El Propensity Score Matching (emparejamiento por puntaje de propensión) es uno de los métodos que se utiliza para medir el impacto de un programa, ya que busca modelar estadísticamente la participación de una población en un programa mediante una regresión de variable dependiente binaria, para así poder estimar su probabilidad de participación en el programa, teniendo en cuenta las características de los individuos. Al mismo tiempo, busca que cada individuo del grupo de personas que participa en el programa sea el más parecido al individuo del grupo de personas que no participa en el programa. (Caballero & Ferrer, 2011). Esta metodología utiliza técnicas estadísticas para seleccionar el grupo de comparación más óptimo a partir de características observables (Gertler et al, 2017). La metodología se explica en la Tabla 4.

Tabla 4: Metodología de Propensity Score Matching

Descripción	Grupo de control	Supuestos	Datos requeridos
El método busca la unidad “más similar” de cada participante del programa en el grupo de no participantes.	Es, para cada participante, la unidad no participante que, según las predicciones sobre la base de características observables, tiene la misma probabilidad de haber participado en el programa.	Supuesto de independencia condicional: La participación en el programa debe depender únicamente de características observables. Supuesto de soporte común: Para ser comparables, se debe restringir un área de soporte común ⁸ .	Seguimiento de los datos de los resultados de los participantes y no participantes; datos sobre la participación efectiva en el programa y características que expliquen la participación en el programa.

Fuentes: Gertler et al (2011), Caballero & Ferrer (2011) y Narciso (2019).
Elaboración propia.

La metodología de PSM reposa sobre un supuesto muy importante: el supuesto de independencia condicional (o *unconfoundedness*). Al identificar a individuos del grupo de control que se parezcan en características observables a individuos tratados, se asume que, dadas las variables explicativas X no afectadas por el programa, los resultados del programa son independientes de la asignación del tratamiento:

$$(Y(0), Y(1)) \perp D | X, \quad \forall X \quad (1)$$

donde D es el estado de participación en el programa y Y es el resultado de la participación en el programa. En otras palabras, el supuesto de independencia condicional indica que la selección en el programa de los individuos está determinada únicamente por características observables y no se presentan factores de confusión (*confounders*) o características no observables que afecten los resultados. Así, se asegura que la asignación de tratamiento y control sea tan buena como en un

⁸ Delimitada por la mínima probabilidad de participación del grupo tratado y la máxima probabilidad de participación del grupo control.

experimento aleatorio (Heinrich, Maffioli & Vazquez 2010; Rosenbaum & Rubin 1983).

A pesar de que la independencia condicional seguirá siendo un supuesto improbable, dado que no podemos observar los posibles *confounders*, argumentamos que tenemos motivos suficientes para asumir que se cumple. En particular:

- Hemos efectuado las pruebas de falsificación recomendadas por Imbens y Rubin (2010): aplicar la estimación del efecto en una variable de resultado ficticia (pseudoresultado), y aplicar la metodología del cálculo del efecto con un grupo de tratamiento ficticio (pseudotratamiento), y hemos encontrado en ambos casos que el efecto es nulo o no significativo.
- Las variables no disponibles en la base de datos por ser difíciles de medir no son determinantes en cuanto a la participación en el programa, tomando en consideración que Juntos no presenta altos costos de participación, más que el cumplimiento de requisitos observables de composición familiar y condición socioeconómica. El *confounder* no observable que consiste en la motivación para postular al programa está altamente correlacionado con las variables observables socioeconómicas de los hogares, ya consideradas en la estimación. Además, el posible *confounder* del acceso a la información acerca del programa está controlado por la inclusión de las variables de acceso a internet y acceso a celular en la estimación de la probabilidad de participación en el programa, y lo que no se controla aquí puede asumirse como aleatorio.
- Diversos autores (Perova y Vakis, 2009; Mendoza, 2016; Luna, 2020; Aguilar, 2017; etc.) argumentan a favor y han aceptado el supuesto de independencia condicional al utilizar PSM para evaluar impactos del programa Juntos.
- Nos hemos guiado de literatura económica que sustenta la elección de las variables explicativas que estiman la probabilidad de participar en el programa Juntos: variables que no cambian en el corto plazo y que afectan la decisión de participación y la variable de resultado de manera simultánea. La identificación resultante goza de bondad de ajuste.
- Los dos grupos (tratamiento y control) son muy similares en cuanto a sus características observadas, es decir, se cumplen las pruebas de balanceo por

grupos de probabilidad predicha. Se han encontrado individuos en los dos grupos (tratamiento y control) con similar probabilidad de participación en el programa y con una buena calidad de emparejamiento: existe buena cantidad de observaciones dentro de la región de soporte común, se cumplen las pruebas de balanceo y el tratamiento no está correlacionado con las características individuales después de controlar por el p-score encontrado.

- La base de datos utilizada (ENAH, INEI) muestra robustez, número razonable de observaciones y sigue parámetros estadísticos y de recolección de datos correspondientes con una muestra de uso académico.
- Según Bernal y Peña, ni el método de PSM ni ningún otro método es perfecto para resolver el sesgo de selección en los no-experimentos. Sin embargo, en nuestro estudio hemos logrado que PSM funcione bajo el supuesto plausible de independencia condicional. Este método proveería señales de alarma si no funcionara bien, como emparejamientos defectuosos, baja bondad de ajuste o fallos en las pruebas de balanceo. (Bernal y Peña, 2011, p.106).

En primer lugar, la probabilidad de participación de un individuo en el programa puede estimarse en un modelo de variable dependiente binaria de la siguiente manera:

$$P(j = 1|x) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \dots + \beta_kx_k + u \quad (2)$$

En esta ecuación, la variable P (participación) es igual a 1 si el individuo “ j ” participa en el programa y 0 si no participa en el programa, x_j son las variables explicativas que influyen la participación en el programa y u es el término de error. Es decir, se trata de que para cada unidad del grupo de tratamiento y de control, se computa la probabilidad de que esta unidad se inscriba en el programa (el denominado puntaje de propensión/probabilidad estimada o p-score) sobre la base de los valores observados de sus características (las variables explicativas) (Gertler et al, 2017). Como la variable dependiente es una variable binaria, es posible entonces hacer uso de tres modelos: (1) modelo de probabilidad lineal, (2) modelo logit o (3) modelo probit (Bernal & Peña, 2011). En nuestro caso, utilizaremos el modelo probit.

En la práctica, al estimar el p-score también se calcula el número óptimo de bloques en que se dividen los individuos según su probabilidad de participación, para que, aplicando tests estadísticos, se cumplan estas dos condiciones: a) que la media del p-score no sea diferente en cada bloque para individuos del grupo de tratamiento y del grupo de control; y b) que la media de las variables explicativas del modelo de participación no sea diferente para individuos del grupo de tratamiento y del grupo de control. A estas condiciones se les llaman de “balanceo”, y a su comprobación mediante tests estadísticos t , se les llama “pruebas de balanceo”.

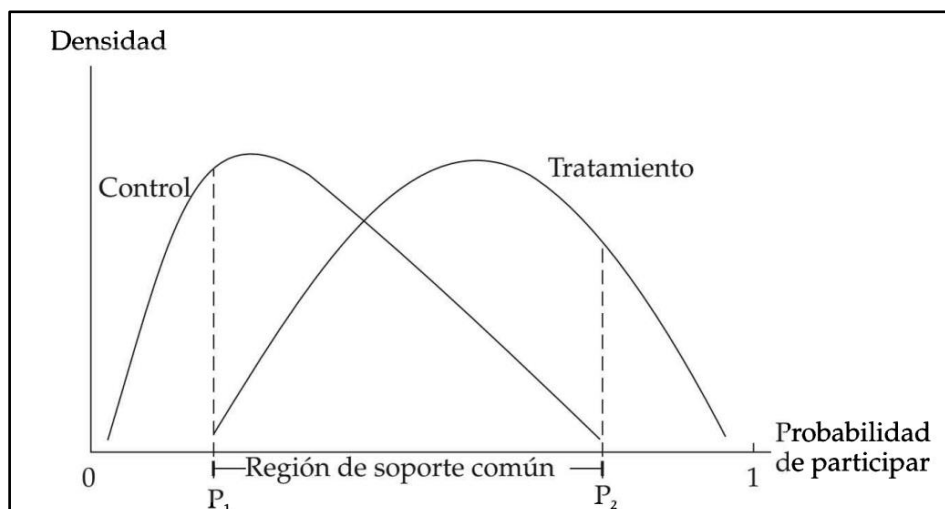
Según Bernal y Peña (2011), se puede evaluar si el emparejamiento fue bueno si, después de controlar por el p-score estimado, no hay impacto de las variables explicativas en la probabilidad de participar en el programa. En otras palabras, las variables observables no dan nueva información acerca del tratamiento que la otorgada por el p-score. Estimaremos la siguiente ecuación por MCO:

$$D = \beta_0 + \beta_1 \widehat{pscore} + \beta_{2i} X_i + u \quad (3)$$

Y los coeficientes estimados β_{2i} que acompañan a las variables explicativas X_i no deben ser estadísticamente diferentes de 0.

Después de estimar el p-score, debemos utilizarlo para emparejar a los individuos del grupo de tratamiento con individuos del grupo de control que estén dentro del área de soporte común. La idea es que, si se tiene un p-score similar, los individuos son comparables, iguales en todas sus características excepto en haber recibido el programa. El área de soporte común, como se observa en el Gráfico 3, está delimitada por la mínima probabilidad de participación del grupo tratado y la máxima probabilidad de participación del grupo control.

Gráfico 3: Área de soporte común (teoría)



Fuente: Bernal & Peña (2011)

Para el emparejamiento, existen diversos métodos:

- “Vecino más cercano”: consiste en escoger dentro del grupo de control al individuo que tenga el propensity score más cercano al individuo del grupo de tratamiento (Abadie et al. 2004; Carbajal 2014, citado en Sotelo 2017).
- “Radio máximo”: consiste en delimitar un radio cercano máximo del p-score dentro del cual el individuo del grupo de control tiene que estar para ser considerado pareja del individuo del grupo de tratamiento. Este algoritmo suele usarse cuando existe poca probabilidad de un matching (Bernal & Peña 2011, Tenorio 2014).
- “Estratificación”: divide la muestra en bloques de probabilidad de participación, y toma los efectos promedios en cada bloque. En la práctica, este método toma los bloques formados al estimar el p-score que cumplen las pruebas de balanceo (Bernal & Peña 2011).
- “Función ponderadora de Kernel”: este método “encuentra individuos con mayor parecido en características X, otorgando más peso a los que tengan mayor parecido con los del grupo tratamiento” (Aguilar 2017).

Según Bernal y Peña (2011), todos los métodos son equivalentes para muestras

grandes, aunque características particulares de cada base de datos podrían hacer que se prefiera un método de emparejamiento a otro. En este trabajo emplearemos todos los métodos.

Finalmente, se procede a calcular el ATT (*Average Treatment Effect on Treated* o Efecto Promedio del Tratamiento sobre los Tratados), que intuitivamente es la diferencia de la variable de interés promedio entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. El ATT estimado finalmente indica el efecto del programa en los tratados.

Basándonos en lo anterior, y especialmente en las recomendaciones metodológicas de Caballero & Ferrer (2011) y Bernal & Peña (2011), el procedimiento a emplear será el siguiente:

1. Contar con una base de datos que sea comparable y representativa de los individuos que sí/no participaron en el programa: ENAHO Panel 2018-2019.
2. Determinar las variables a incluir en la estimación⁹.
3. Estimar la probabilidad de participación del programa mediante un modelo probit.
4. Realizar el emparejamiento mediante distintos métodos (pueden ser analizados independientemente o en conjunto), tomando a los participantes que se encuentren dentro del área de soporte común.
5. Realizar el cálculo del ATT habiendo definido la variable de interés / resultado (“*outcome*”).

Si bien queremos hallar el impacto en el gasto per cápita de los hogares, no podemos tomar como variable de interés (sobre la cual se calcula el ATT) simplemente al gasto per cápita en el 2019, pues, a pesar de haber controlado los emparejamientos mediante el propensity score, pueden seguir existiendo diferencias iniciales de gasto per cápita entre el grupo de tratamiento y el grupo de control.

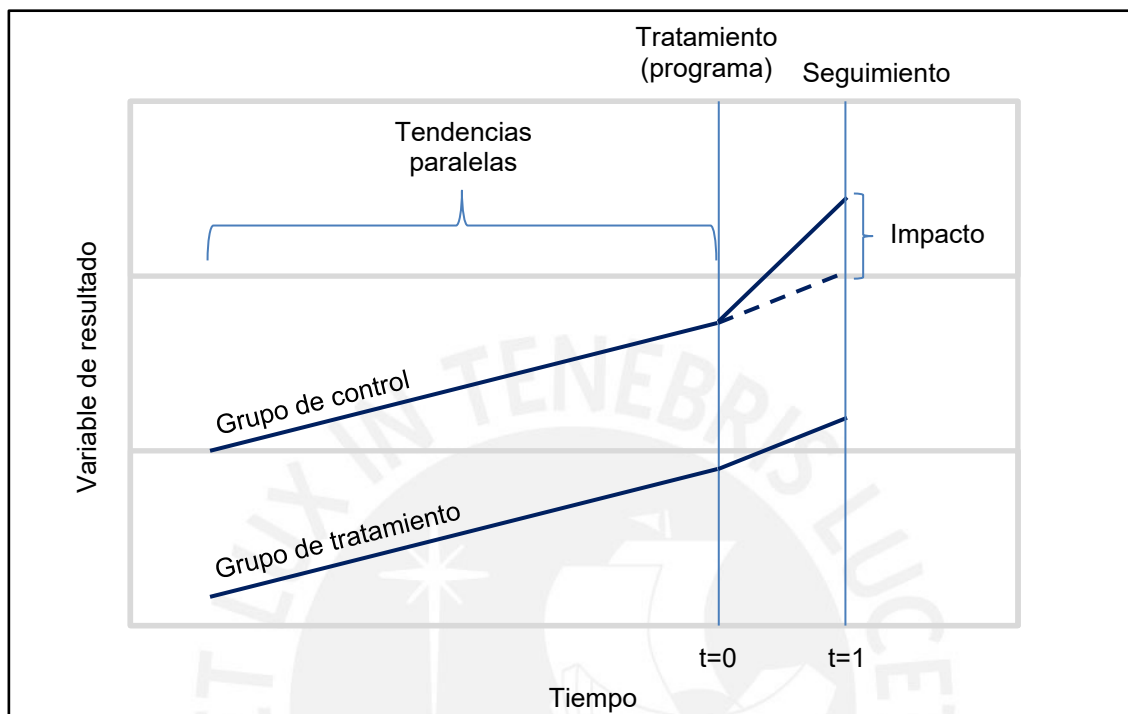
⁹ Solo se deben incluir aquellas variables significativas al 95% de confianza (Bernal & Peña, 2011). Asimismo, se priorizan variables que determinan la pobreza y las que influyen en la participación del programa Juntos.

5.1.2. Método de Diferencias en Diferencias con Propensity Score Matching

La necesidad de emplear un modelo de diferencias en diferencias surge por la existencia de diferencias iniciales entre el grupo de tratamiento y de control previo a la aplicación del tratamiento; y en este caso lo implementaremos junto con el método de emparejamiento por Propensity Score. Bernal y Peña (2011) explican que las diferencias iniciales deben ser consideradas al momento de estimar el efecto del programa sobre la variable de resultado, en este caso, sobre la variable gasto per cápita, debido a que la diferencia entre el grupo de tratamiento y grupo de control en el periodo posterior al tratamiento estaría asociada tanto al tratamiento en sí como a diferencias que ya inicialmente estaban presentes antes de la implementación del programa. El modelo de diferencias en diferencias ayuda a controlar las diferencias preexistentes entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. La importancia de esta metodología es que permite identificar que no toda la diferencia final se puede atribuir al programa, sino que también una parte se debe a las diferencias existentes entre el grupo de tratamiento y de control inicialmente. Mata y Hernández (2015) explican que, dado que los individuos beneficiados y los no beneficiados de un programa o política (en este caso, el Programa Juntos) pueden ser diferentes, lo que se intenta es eliminar el efecto de esas diferencias sobre la estimación para que no exista sesgo. De esta forma, se lograría extraer el efecto exclusivo de la transferencia monetaria condicionada otorgada por el Programa Juntos sobre el gasto per cápita mensual del hogar caracterizado por ser no pobre vulnerable.

El método de diferencias en diferencias reposa en el supuesto de tendencias paralelas: para que exista información válida sobre el contrafactual, se debe suponer que no existen diferencias que varían en el tiempo entre los grupos de tratamiento y control (Gertler et al. 2017). Es decir, se debe suponer que, de no haber existido el tratamiento, ambos grupos hubieran evolucionado de forma paralela (observar el Gráfico 4). Este supuesto, como el de independencia condicional, no es demostrable, puesto que el contrafactual no es observable. Sin embargo, se pueden efectuar pruebas de plausibilidad que permiten no descartarlo. Entre ellas se encuentran tests de medias y regresión de tendencias paralelas (*pre-trends*) y pruebas placebo de pseudoresultado y pseudotratamiento (similares a las pruebas de falsificación para la independencia condicional), propuestas por Gertler y otros (2017).

Gráfico 4. Diferencias en diferencias: tendencias paralelas e impacto



Fuente: Elaboración propia.

En el presente trabajo, el método de las “diferencias en diferencias” se basa en el cálculo de una doble diferencia entre grupos de control y tratamiento en los períodos 2018 y 2019 de las personas no pobres vulnerables (población objetivo) que reciben o no el programa Juntos, haciendo que la variable de interés, sobre la cual se calcula el ATT, sea la diferencia del gasto per cápita en el 2019 y el gasto per cápita en el 2018. La definición de las dobles diferencias es la siguiente:

$$\tau_{did} = [E(Y_1|D = 1) - E(Y_0|D = 1)] - [E(Y_1|D = 0) - E(Y_0|D = 0)] \quad (4)$$

Donde, nuevamente, Y representa la variable de resultado (en nuestro caso, gasto per cápita mensual) y D representa el tratamiento.

En particular:

Doble diferencia = (gasto per cápita del 2019 de la población no pobre vulnerable que Sí recibe Juntos – gasto per cápita mensual del 2018 de la población no pobre vulnerable que Sí recibe Juntos) – (gasto per cápita mensual del 2019 de la población no pobre vulnerable que NO recibe Juntos – gasto per cápita mensual del 2018 de la población no pobre vulnerable que NO recibe Juntos)

Una primera manera de calcular el estimador de diferencias en diferencias τ_{did} , que representa el impacto del programa, es en base a un análisis de regresión. Stuart et al. (2014) proponen el siguiente modelo:

$$Y = \beta_0 t + \beta_1 D + \beta_2 t \cdot D + u \quad (5)$$

Donde Y es la variable de resultado, D es la variable de tratamiento y t es la variable de tiempo que toma el valor de 1 para el período postratamiento y el valor de 0 para el período de tratamiento o pretratamiento. El coeficiente β_2 corresponde al impacto del programa por el método de diferencias en diferencias definido en (4). Para demostrarlo observar que, tomando expectativas condicionales en (5), se tiene:

$$\begin{aligned} \tau_{did} &= [E(Y_1|D = 1) - E(Y_0|D = 1)] - [E(Y_1|D = 0) - E(Y_0|D = 0)] \\ &= [(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2) - \beta_1] - [\beta_0 - 0] \\ &= \beta_2 \quad (6) \end{aligned}$$

Más aún, los autores proponen comparar varios métodos, de los cuales adaptaremos tres:

1. Regresionar el modelo simple: $Y = \beta_0 t + \beta_1 D + \beta_2 t \cdot D + u$, donde el estimado de β_2 resulta en el estimador de diferencias en diferencias.
2. Regresionar un modelo que incluya además las covariables X :

$$Y = \beta_0 t + \beta_1 D + \beta_2 t \cdot D + \beta_3 X + u$$

Aquí nuevamente el estimado de β_2 resulta en el estimador de diferencias en

diferencias. Incluir regresores adicionales, según Bernal y Peña (2011), compensa la necesidad de controlar por diferencias sistemáticas preexistentes entre los grupos de tratamiento y control, mejorar la eficiencia del estimador y evaluar la plausibilidad de las tendencias paralelas. En nuestro caso, emplearemos variables seleccionadas para cada caso en nuestro modelo, con un análisis de sensibilidad obtener los mejores estimadores, eliminando progresivamente los regresores superfluos hasta obtener el modelo más parsimonioso posible.

3. Regresionar una versión ponderada del modelo del ítem anterior, con ponderaciones dadas por el propensity score estimado. Esta es la estimación en teoría más robusta dentro de las regresiones por diferencias en diferencias.

La segunda manera de calcular el estimador de diferencias en diferencias es directamente emparejar mediante la metodología de p-score, definiendo el output como la diferencia en la variable de resultado después y antes del tratamiento para cada pareja, y obteniendo los promedios muestrales de las dobles diferencias (ATT). La metodología de p-score tiene dos ventajas sobre la metodología de diferencias en diferencias por regresión:

- Impone el área de soporte común y el emparejamiento, asegurándose de cotejar individuos efectivamente comparables.
- Es semiparamétrica: parametriza solo la probabilidad de participar, mientras que la regresión es completamente paramétrica.

5.2. Variables a Emplear

Previo a la implementación del método de Propensity Score Matching, se identifican las variables adecuadas para la estimación Probit de la variable score (probabilidad de participar en el programa). Es decir, se necesitan posibles variables que expliquen la participación de nuestra población objetivo (no pobres vulnerables) en el Programa Juntos. Las variables que elegimos se basan en el sistema de focalización que utiliza el programa Juntos y, además, aquellas relacionadas con determinantes de pobreza.

Quispe y Roca (2019) y Valenzuela (2013) brindan luces sobre los determinantes de la pobreza en el Perú. Además, Perova y Vakis (2009), Mendoza (2016), Luna

(2020) y Aguilar (2017), en sus estudios sobre el impacto del programa Juntos en diferentes ámbitos, establecen que el área de residencia, educación del jefe del hogar, y otras características socio-económicas del hogar explican la participación en el programa. Teniendo en cuenta que se debe evitar variables monetarias para evitar colinealidad en nuestro modelo, y que las variables deben ser calculadas a partir de la información provista en la Encuesta Nacional de Hogares, las variables propuestas para la estimación del Propensity Score son las siguientes:

- Zona de residencia: urbano/rural (*dummy*)
- Nivel educativo del jefe del hogar (categórica ordenada)
- Estado del jefe de hogar: solo o con pareja (*dummy*)
- Acceso a teléfono celular (*dummy*)
- Acceso a Internet (*dummy*)
- Edad del jefe del hogar (numérica)
- Combustible usado para la alimentación del hogar: precario o no precario (*dummy*)
- Material de la vivienda: precario o no precario (*dummy*)
- Alta dependencia económica del hogar (*dummy*)
- Cobertura del distrito al que pertenece el hogar en cuanto al programa Juntos (numérica entre 0 y 1).
- Cobertura de la provincia a la que pertenece el hogar en cuanto al programa Juntos (numérica entre 0 y 1).
- Vivienda con título del hogar (*dummy*)
- Número de niños menores de 5 años en el hogar (numérica)
- Número de miembros del hogar (numérica)
- Acceso a agua potable (*dummy*)
- Acceso a electricidad (*dummy*)
- Saneamiento del agua (*dummy*)
- Tasa de analfabetismo del hogar (numérica)
- Empleo del jefe de hogar (*dummy*)
- Informalidad del jefe de hogar (*dummy*)
- Integrantes perceptores de ingresos por miembro del hogar (numérica)

En la práctica, en la estimación de la probabilidad de participación en el programa, encontramos que las primeras ocho variables listadas arriba bastan para identificar correctamente el modelo Probit. Este modelo se ha concretado a través de la metodología REP (Regresión Económica Promedio) con un enfoque de lo general a lo específico y TTT, de acuerdo a la propuesta de Leamer y de la London School of Economics (LSE), es decir, con un análisis de sensibilidad a la elección de las variables en la regresión para seleccionar los mejores estimadores. Se han eliminado progresivamente los regresores superfluos hasta obtener el modelo más parsimonioso posible (Mendoza, 2022, p.176-184).

Por otro lado, como se había mencionado, para el cálculo de la doble diferencia, se define que la variable de interés sea la diferencia del gasto per cápita mensual en el 2019 y el gasto per cápita mensual en el 2018. El gasto, al igual que la línea de pobreza, es deflactado temporal y espacialmente, con la finalidad de limpiar los efectos de las variaciones en el índice de precios durante el tiempo (inflación) y a lo largo de los departamentos en que se divide el Perú.

Capítulo 6. Resultados

6.1. Modelo de Identificación del P-Score

Tabla 5: Estimación del propensity score

VARIABLES	(1) juntos_18	(2) juntos_18	(3) juntos_18
estrato	-0.332** (0.165)	-0.111 (0.073)	-0.303*** (0.065)
edad_18	-0.043*** (0.006)	-0.033*** (0.003)	-0.029*** (0.002)
educa_18	-0.267** (0.104)	-0.107*** (0.022)	-0.121*** (0.020)
combust_18	0.553** (0.249)	0.613*** (0.107)	0.826*** (0.095)
pared_18	0.359 (0.219)	0.418*** (0.104)	0.707*** (0.093)
pareja_18	0.133 (0.152)	0.354*** (0.081)	0.411*** (0.073)
internet_18	-0.483 (0.589)	-0.649*** (0.236)	-0.657*** (0.201)
celular_18	0.652*** (0.223)	0.496*** (0.107)	0.304*** (0.094)
cobertura_18	4.352*** (0.446)	3.831*** (0.191)	
informalidad_18	0.413 (0.510)		
perceptores_18	-1.109*** (0.304)		
empleojefe_18	-0.161 (0.260)		
aguapotable_18	-0.186 (0.155)		
electricidad_18	0.682** (0.267)		
analfabetismo_18	-0.376** (0.179)		
hacinamiento_18	0.724** (0.365)		
dependencia_18	-0.694 (0.451)		
telefono_18	0.983 (0.663)		
servicios_hig_18	-0.212 (0.211)		
Constant	0.485 (0.896)	-1.175*** (0.247)	-0.594*** (0.224)
Observations	862	3,333	3,333

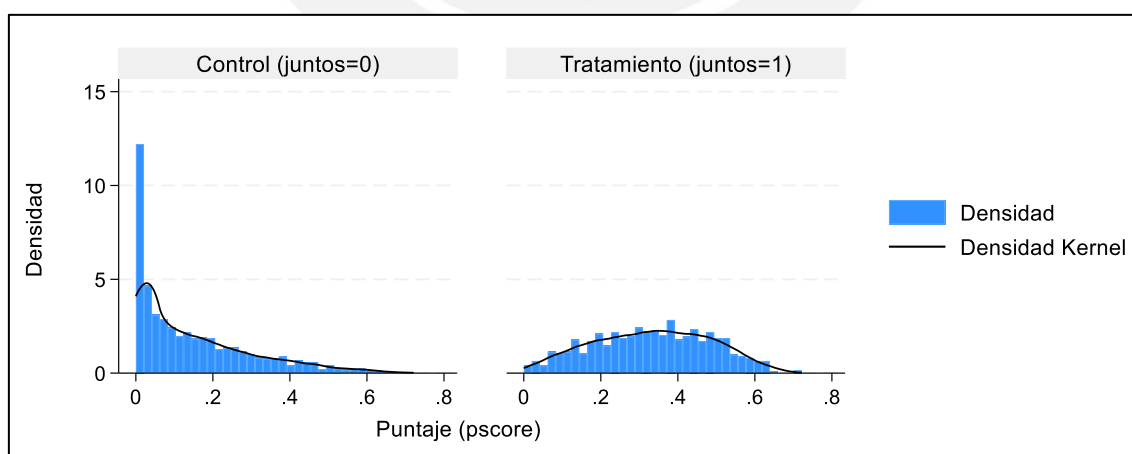
Errores estándar en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

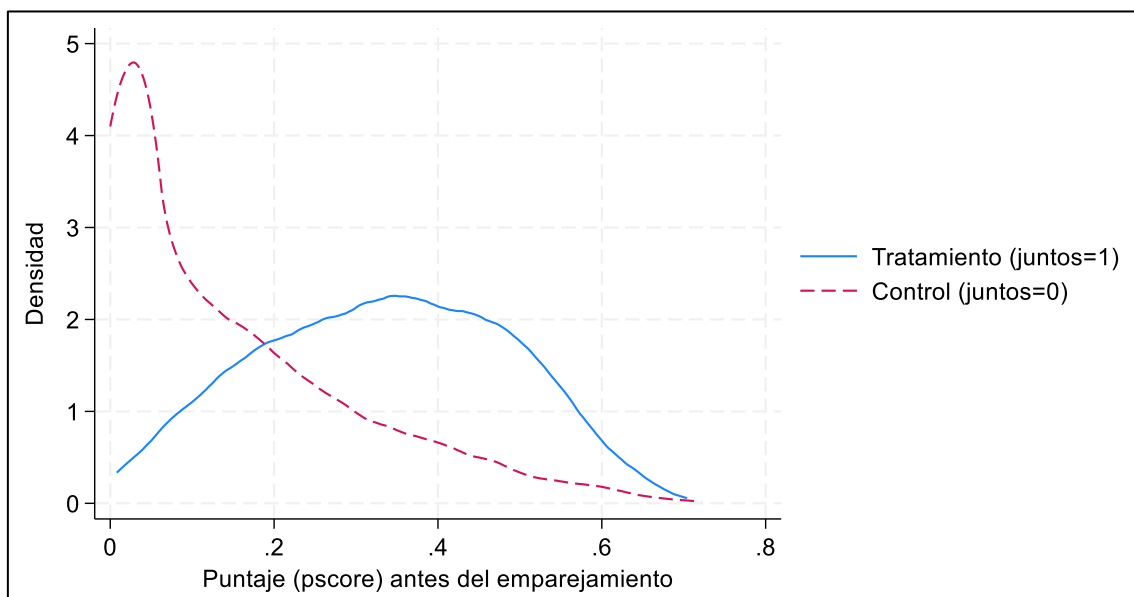
En primer lugar, la estimación del modelo Probit de identificación de la probabilidad de participación en el programa Juntos para la población no pobre vulnerable es la mostrada en la Tabla 5. En las primeras dos columnas de dicha tabla, observamos modelos preliminares de los cuales se han eliminado regresores superfluos y se ha descartado la cobertura del programa en la provincia del hogar como variable explicativa de la probabilidad de participar en el programa, ya que, a pesar de ser significativa para explicar la probabilidad de participación, no se tienen las suficientes observaciones a nivel de provincia y se hace menos plausible un emparejamiento de calidad: esta variable no cumple con las pruebas de balanceo. Como vemos en el modelo elegido (columna 3), habitar en un estrato urbano, una mayor educación del jefe de hogar, tener conexión a internet y una mayor edad del jefe de hogar afectan negativamente a la probabilidad del hogar ser beneficiario del programa Juntos. Por otro lado, tener un jefe de hogar con pareja, acceder a un teléfono celular, usar combustible precario y tener una vivienda de material precario, afectan positivamente a la probabilidad de ser beneficiario de Juntos. Luego, la estimación del p-score permitirá obtener las siguientes distribuciones de probabilidad (Gráfico 5).

Gráfico 5: Probabilidad de participar en el Programa Juntos dada la participación real en el 2018



Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI)

Gráfico 6: Área de soporte común (datos)



Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

En el Gráfico 6 se puede observar el área de soporte común, la cual se encuentra entre la menor probabilidad de ser tratado del grupo de tratamiento y la máxima probabilidad de ser tratado del grupo de control. En este caso, el área de soporte común es el área delimitada por el rango:

[0.00800952, 0.70400492]

Entonces, restringiendo el análisis a esta área, se tiene 2281 observaciones en el grupo de control y 599 observaciones en el grupo de tratamiento. El número óptimo de bloques para que la media del p-score no sea estadísticamente diferente en cada bloque para tratamientos y controles es 7. Las características para cada bloque se muestran en la Tabla 6.

Tabla 6: Características de los bloques

Bloque	Rango del bloque (pscore)	Grupo de Control (0)	Grupo de Tratamiento (1)	Total
1	[0.008-0.5[583	15	598
2	[0.5-0.1[370	29	399
3	[0.1-0.2[539	89	628
4	[0.2-0.3[354	115	469
5	[0.3-0.4[212	137	349
6	[0.4-0.6[199	195	394
7	[0.6-0.704]	24	19	43
Total		2,281	599	2,880

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

6.2. Pruebas de Robustez

6.2.1. Calidad de la estimación del propensity-score

Como recomiendan Bernal y Peña (2011), si el emparejamiento es bueno, controlar el efecto de la probabilidad de participación no debería producir nueva información sobre el tratamiento. Por ello, estimaremos la ecuación número (3), que controla por el p-score estimado la probabilidad de participar en el programa Juntos:

$$D = \beta_0 + \beta_1 \widehat{pscore} + \beta_2 X + u$$

Como podemos observar en la Tabla 7, el estimador del coeficiente del p-score es significativo al 1% en su poder explicativo de la probabilidad de participar en el programa, mientras que su incorporación vuelve superfluas a las características observables como factores que explican la decisión de participar. Este resultado sugiere un buen emparejamiento.

Tabla 7: Test de calidad de emparejamiento

	juntos_18
pscore	0.920*** (0.087)
estrato	-0.010 (0.016)
educa_18	-0.001 (0.004)
pareja_18	0.005 (0.016)
celular_18	0.007 (0.020)
internet_18	-0.001 (0.022)
edad_18	-0.000 (0.001)
pared_18	0.008 (0.018)
combust_18	0.010 (0.018)
Constant	0.022 (0.055)
Observations	3,333
R-squared	0.185

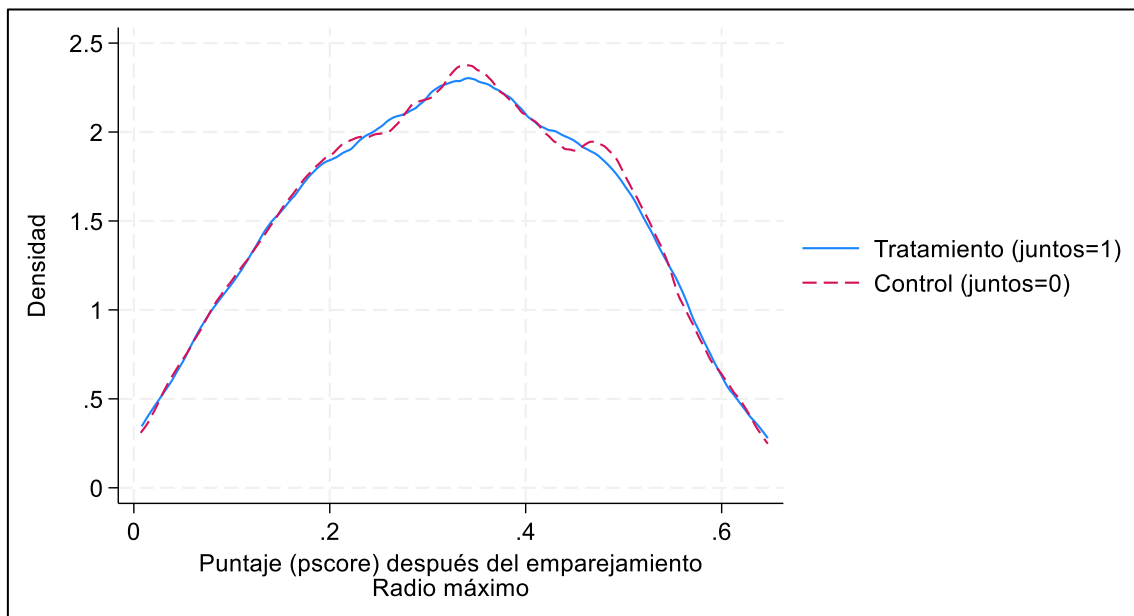
Errores estándar en paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

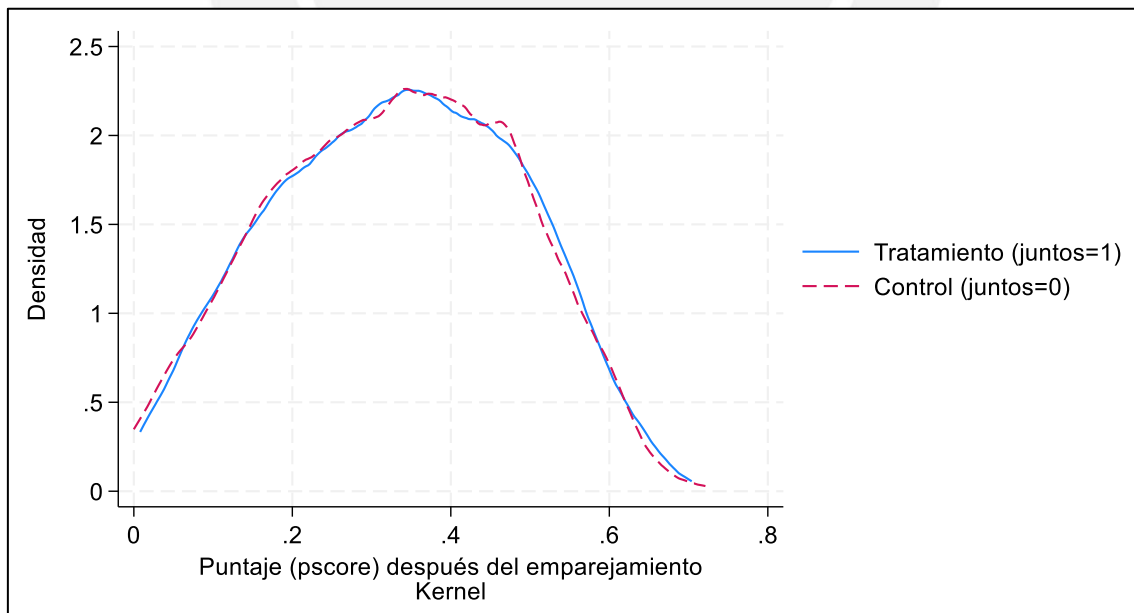
Por otro lado, podemos graficar la distribución de la probabilidad de participar en el programa para tratamientos y controles después del emparejamiento. A modo de comparación, en el Gráfico 6 ya habíamos visto estas densidades antes del emparejamiento. En los Gráficos 7, 8 y 9, vemos cómo ambas distribuciones prácticamente se solapan después del emparejamiento mediante radio máximo, Kernel y vecino más cercano, lo cual indica un emparejamiento de calidad.

Gráfico 7: Densidad del p-score después del emparejamiento por radio máximo, para tratamientos y controles



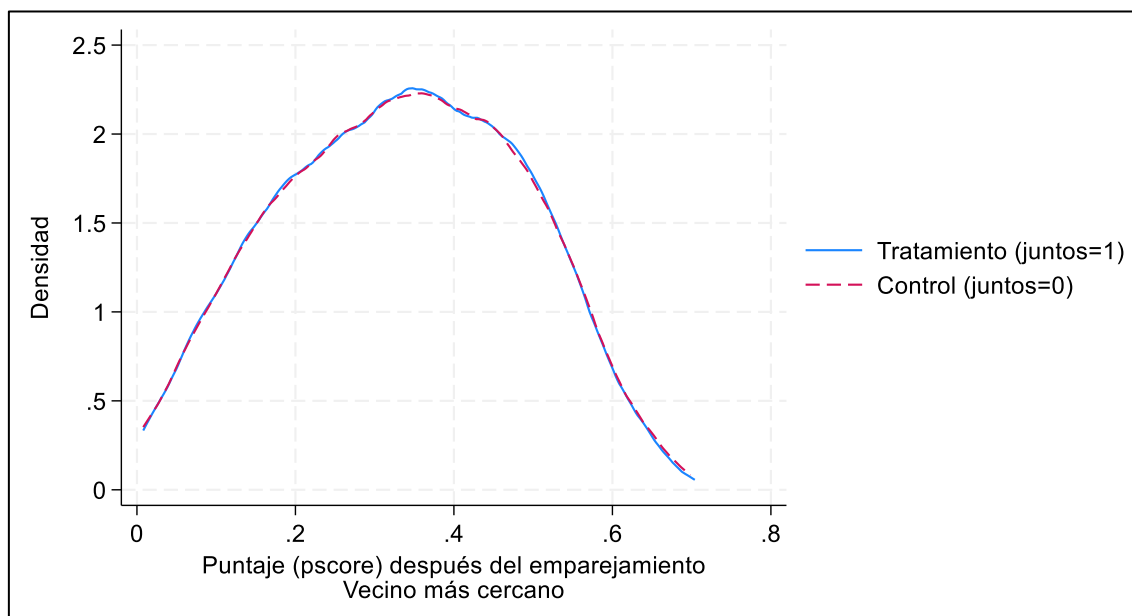
Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Gráfico 8: Densidad del p-score después del emparejamiento por Kernel, para tratamientos y controles



Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Gráfico 9: Densidad del p-score después del emparejamiento por vecino más cercano, para tratamientos y controles



Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Además, se cumplen las pruebas de balanceo en todos los bloques. Esto significa, en primer lugar (Prueba de balanceo 1), que la media del p-score estimado no difiere entre los individuos del grupo de tratamiento y del grupo de control.

Tabla 8: Prueba de balanceo 1. Media de propensity score no difiere entre tratamientos y controles

	Control (0)	Tratamiento (1)	diff(0-1)	P(diff!=0)
Bloque 1	0.025 (0.001)	0.028 (0.003)	-0.003 (0.003)	0.372
Bloque 2	0.075 (0.001)	0.078 (0.002)	-0.004 (0.003)	0.188
Bloque 3	0.149 (0.001)	0.156 (0.003)	-0.007 (0.003)	0.038
Bloque 4	0.248 (0.002)	0.251 (0.003)	-0.003 (0.003)	0.419
Bloque 5	0.350 (0.002)	0.349 (0.002)	0.000 (0.003)	0.874
Bloque 6	0.480 (0.004)	0.483 (0.004)	-0.003 (0.005)	0.546
Bloque 7	0.636 (0.006)	0.626 (0.007)	0.010 (0.009)	0.262

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

La Tabla 8 refleja que no se puede rechazar al 95% de confianza que la media de propensity score sea distinto entre tratamientos y controles para cada bloque.

Asimismo, la media de cada una de las variables explicativas del modelo de participación no es diferente entre los individuos del grupo de tratamiento y del grupo de control (Prueba de balanceo 2). Como se observa en la Tabla 9, todas las variables observables que caracterizan la decisión de los hogares de participar en el programa tienen estadísticamente el mismo promedio para tratamientos y controles. En conclusión, el emparejamiento presenta indicadores de buena calidad.

Por otro lado, la Tabla 9 presenta información relevante sobre las características de nuestra población objetivo. Se observa que, mientras mayor es el bloque, es decir, mayor es el p-score (probabilidad de participar en el programa), los hogares o sus jefes de hogar son, por lo general: de estrato rural, de menor nivel educativo, con pareja, con acceso a celular, sin acceso a internet, de menor edad, con vivienda de material precario y con uso de combustible precario.

Tabla 9: Prueba de balanceo 2. Media de las variables explicativas no difieren entre tratamientos y controles, por bloques

	Bloque 1				Bloque 2				Bloque 3				Bloque 4			
	Cont (0)	Trat(1)	diff	P(diff!=0)	Cont (0)	Trat(1)	diff	P(diff!=0)	Cont (0)	Trat(1)	diff	P(diff!=0)	Cont (0)	Trat(1)	diff	P(diff!=0)
estrato	0.791 (0.017)	0.933 (0.067)	-0.143 (0.069)	0.178	0.581 (0.026)	0.724 (0.084)	-0.143 (0.088)	0.132	0.440 (0.021)	0.506 (0.053)	-0.066 (0.057)	0.247	0.345 (0.025)	0.313 (0.043)	0.032 (0.050)	0.535
educa	4.710 (0.089)	4.933 (0.431)	-0.223 (0.440)	0.689	4.335 (0.103)	4.207 (0.331)	0.128 (0.346)	0.735	4.022 (0.082)	4.326 (0.198)	-0.304 (0.214)	0.162	4.220 (0.095)	4.130 (0.155)	0.090 (0.182)	0.633
pareja	0.599 (0.020)	0.600 (0.131)	-0.001 (0.132)	0.991	0.565 (0.026)	0.690 (0.087)	-0.125 (0.091)	0.192	0.686 (0.020)	0.697 (0.049)	-0.010 (0.053)	0.848	0.788 (0.022)	0.757 (0.040)	0.032 (0.046)	0.478
celular	0.832 (0.016)	0.800 (0.107)	0.032 (0.108)	0.745	0.789 (0.021)	0.897 (0.058)	-0.107 (0.061)	0.167	0.844 (0.016)	0.820 (0.041)	0.024 (0.044)	0.568	0.918 (0.015)	0.887 (0.030)	0.031 (0.033)	0.311
internet	0.136 (0.014)	0.133 (0.091)	0.002 (0.092)	0.981	0.046 (0.011)	0.034 (0.034)	0.011 (0.036)	0.775	0.020 (0.006)	0.011 (0.011)	0.009 (0.013)	0.559	0.003 (0.003)	0.026 (0.015)	-0.023 (0.015)	0.018
edad	56.902 (0.716)	54.333 (3.854)	2.569 (3.920)	0.569	58.195 (0.832)	52.931 (2.844)	5.264 (2.963)	0.088	56.911 (0.629)	53.281 (1.316)	3.630 (1.458)	0.027	51.842 (0.640)	53.348 (0.947)	-1.506 (1.143)	0.227
pared	0.468 (0.021)	0.467 (0.133)	0.002 (0.135)	0.990	0.746 (0.023)	0.655 (0.090)	0.091 (0.093)	0.285	0.846 (0.016)	0.809 (0.042)	0.037 (0.045)	0.377	0.915 (0.015)	0.974 (0.015)	-0.059 (0.021)	0.033
combust	0.403 (0.020)	0.467 (0.133)	-0.064 (0.135)	0.621	0.705 (0.024)	0.552 (0.094)	0.154 (0.097)	0.084	0.861 (0.015)	0.865 (0.036)	-0.004 (0.039)	0.913	0.966 (0.010)	1.000 (0.000)	-0.034 (0.010)	0.046
	Bloque 5				Bloque 6				Bloque 7							
	Cont (0)	Trat(1)	diff	P(diff!=0)	Cont (0)	Trat(1)	diff	P(diff!=0)	Cont (0)	Trat(1)	diff	P(diff!=0)				
estrato	0.307 (0.032)	0.197 (0.034)	0.110 (0.047)	0.023	0.121 (0.023)	0.077 (0.019)	0.044 (0.030)	0.147	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)					
educa	4.250 (0.108)	4.197 (0.118)	0.053 (0.160)	0.748	4.251 (0.096)	4.056 (0.093)	0.195 (0.134)	0.146	3.917 (0.240)	3.316 (0.265)	0.601 (0.358)	0.102				
pareja	0.868 (0.023)	0.876 (0.028)	-0.008 (0.037)	0.828	0.955 (0.015)	0.933 (0.018)	0.021 (0.023)	0.355	1.000 (0.000)	1.000 (0.000)	0.000 (0.000)					
celular	0.896 (0.021)	0.942 (0.020)	-0.045 (0.029)	0.141	0.935 (0.018)	0.933 (0.018)	0.001 (0.025)	0.957	1.000 (0.000)	1.000 (0.000)	0.000 (0.000)					
internet	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)		0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)		0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)					
edad	45.476 (0.635)	47.372 (0.711)	-1.896 (0.953)	0.053	37.759 (0.540)	38.687 (0.494)	-0.928 (0.732)	0.206	28.292 (1.163)	31.684 (1.018)	-3.393 (1.546)	0.039				
pared	0.986 (0.008)	0.985 (0.010)	0.000 (0.013)	0.973	0.995 (0.005)	1.000 (0.000)	-0.005 (0.005)	0.323	1.000 (0.000)	1.000 (0.000)	0.000 (0.000)					
combust	0.995 (0.005)	0.993 (0.007)	0.003 (0.009)	0.756	0.995 (0.005)	1.000 (0.000)	-0.005 (0.005)	0.323	1.000 (0.000)	1.000 (0.000)	0.000 (0.000)					

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

6.2.2. Diferencias iniciales y supuesto de tendencias paralelas

Ahora, examinemos distintos tests de medias y de tendencias paralelas con respecto a la variable gasto per cápita mensual, que se encuentran en la Tabla 10.

Tabla 10: Test de medias y de tendencias paralelas del gpcm.

Observaciones en el área de soporte común

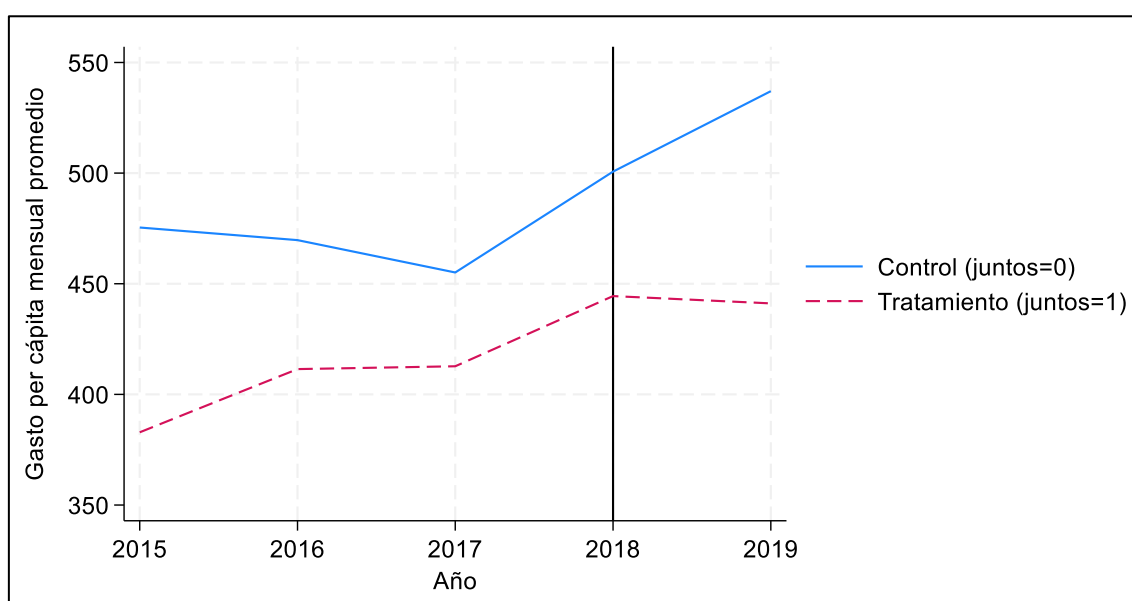
	Control (0)	Tratamiento (1)	diff (0-1)	P(diff!=0)
gpcm_15	475.432 (13.425)	382.878 (14.570)	92.554 (19.812)	0.001
gpcm_16	469.737 (7.070)	411.439 (10.414)	58.298 (12.587)	0.000
gpcm_17	455.106 (5.004)	412.733 (7.746)	42.373 (9.222)	0.000
gpcm_18	500.681 (2.001)	444.430 (3.733)	56.250 (4.236)	0.000
gpcm_19	537.035 (4.501)	441.128 (8.224)	95.907 (9.375)	0.000
gpcm_16-gpcm_15	0.551 (12.360)	16.213 (15.546)	-15.662 (19.861)	0.552
gpcm_17-gpcm_16	-7.355 (6.516)	7.246 (9.370)	-14.601 (11.413)	0.273
gpcm_18-gpcm_17	42.406 (4.672)	33.226 (6.959)	9.181 (8.382)	0.345
gpcm_19-gpcm_18	36.354 (4.241)	-3.302 (7.843)	39.656 (8.916)	0.000

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Como vemos, existe una diferencia inicial (en el año 2018) significativa de 56.25 soles entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. Esta ventaja inicial del grupo de control en cuanto al gasto per cápita en el 2018 se debe a que, a pesar de haber controlado algunas diferencias al emparejar mediante el método del p-score, hay características no observadas que determinan diferencias iniciales. Probablemente, las familias en el grupo tratado (que sí reciben Juntos) han tenido una mejora en el gasto per cápita que les ha permitido salir de la pobreza, pero conservan características que les hacen estar en desventaja con respecto a sus parejas que no reciben transferencia monetaria de Juntos en su situación inicial. Esto se debe a que son familias que han salido de la pobreza, pero no dejan de ser vulnerables. Entonces, es necesario controlar las diferencias iniciales mediante el método de dobles diferencias. Por otro lado, no se puede rechazar la hipótesis de que la diferencia entre el gasto per cápita entre los años 2015-2016, 2016-2017 y 2017-2018, sea diferente

entre tratamientos y controles. Esto se refiere a que no se puede descartar al 95% de confianza la hipótesis de tendencias paralelas. Más aún, parece ser que el efecto del programa (diferencia en el gasto per cápita mensual del 2018 al 2019 entre tratamientos y controles) es significativo y de 39.66 soles. Esta información, las tendencias paralelas y el efecto aparente del programa, se puede observar en el Gráfico 10.

Gráfico 10. Gasto per cápita mensual promedio de no pobres vulnerables en el área de soporte común



Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Eventualmente queremos observar si podemos determinar el impacto en las vías indirectas, es decir, en el ahorro (ahorro per cápita mensual del hogar) y en las horas trabajadas (horas de trabajo semanales del jefe del hogar). Por lo tanto, vale la pena introducir la validez de los supuestos de diferencias iniciales y tendencias paralelas para dichas variables también.

Tabla 11: Test de medias y de tendencias paralelas del ahorro per cápita mensual.

Observaciones en el área de soporte común

	Control (0)	Tratamiento (1)	diff (0-1)	P(diff!=0)
ahpcm_15	203.086 (19.601)	91.035 (19.281)	112.051 (27.494)	0.007
ahpcm_16	208.315 (12.340)	81.243 (13.722)	127.072 (18.455)	0.000
ahpcm_17	185.172 (6.824)	90.922 (17.665)	94.250 (18.937)	0.000
ahpcm_18	170.833 (6.721)	88.131 (7.318)	82.702 (9.936)	0.000
ahpcm_19	184.764 (7.809)	104.581 (9.598)	80.183 (12.374)	0.000
ahpcm_16-ahpcm_15	1.590 (25.149)	22.101 (27.222)	-20.511 (37.061)	0.699
ahpcm_17-ahpcm_16	-19.260 (13.308)	2.951 (17.160)	-22.211 (21.716)	0.408
ahpcm_18-ahpcm_17	-18.433 (9.391)	7.748 (18.196)	-26.181 (20.477)	0.200
ahpcm_19-ahpcm_18	13.931 (8.939)	16.450 (11.488)	-2.519 (14.556)	0.891

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

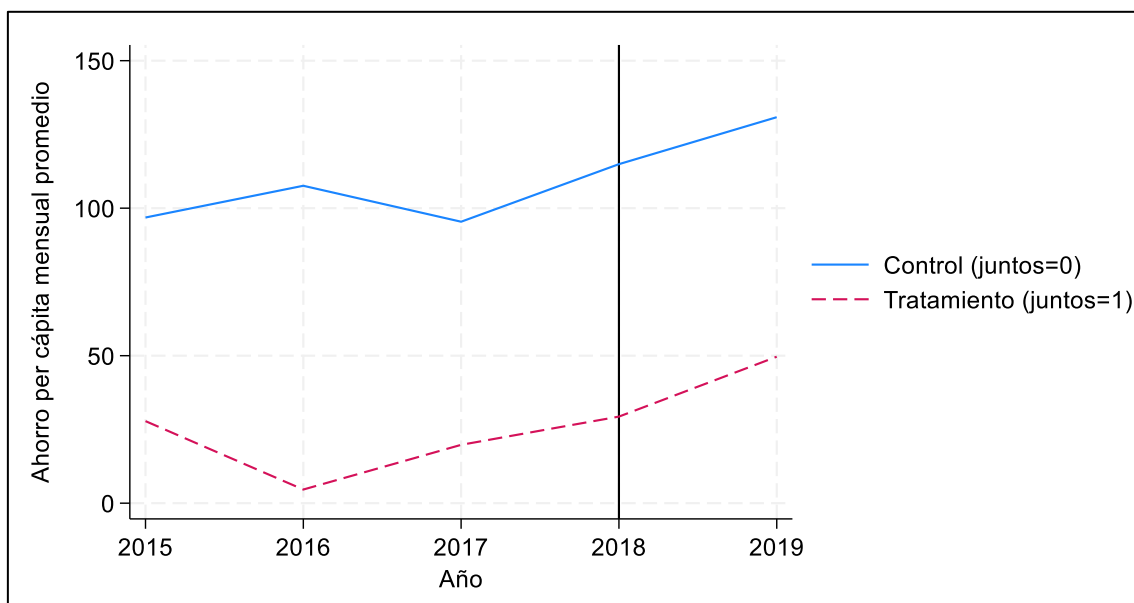
Tabla 12: Test de medias y de tendencias paralelas de las horas trabajadas.

Observaciones en el área de soporte común

	Control (0)	Tratamiento (1)	diff (0-1)	P(diff!=0)
horas_15	37.910 (0.893)	34.680 (1.654)	3.230 (1.880)	0.108
horas_16	38.132 (0.642)	32.425 (1.048)	5.707 (1.229)	0.000
horas_17	37.318 (0.535)	31.541 (0.865)	5.776 (1.017)	0.000
horas_18	38.145 (0.431)	31.941 (0.705)	6.204 (0.827)	0.000
horas_19	37.969 (0.442)	32.132 (0.715)	5.837 (0.841)	0.000
horas_16-horas_15	1.490 (0.987)	-4.172 (2.215)	5.662 (2.425)	0.013
horas_17-horas_16	-1.533 (0.717)	-1.684 (1.385)	0.151 (1.560)	0.921
horas_18-horas_17	0.996 (0.562)	0.403 (1.014)	0.594 (1.159)	0.611
horas_19-horas_18	-0.005 (0.467)	-0.028 (0.826)	0.023 (0.949)	0.981

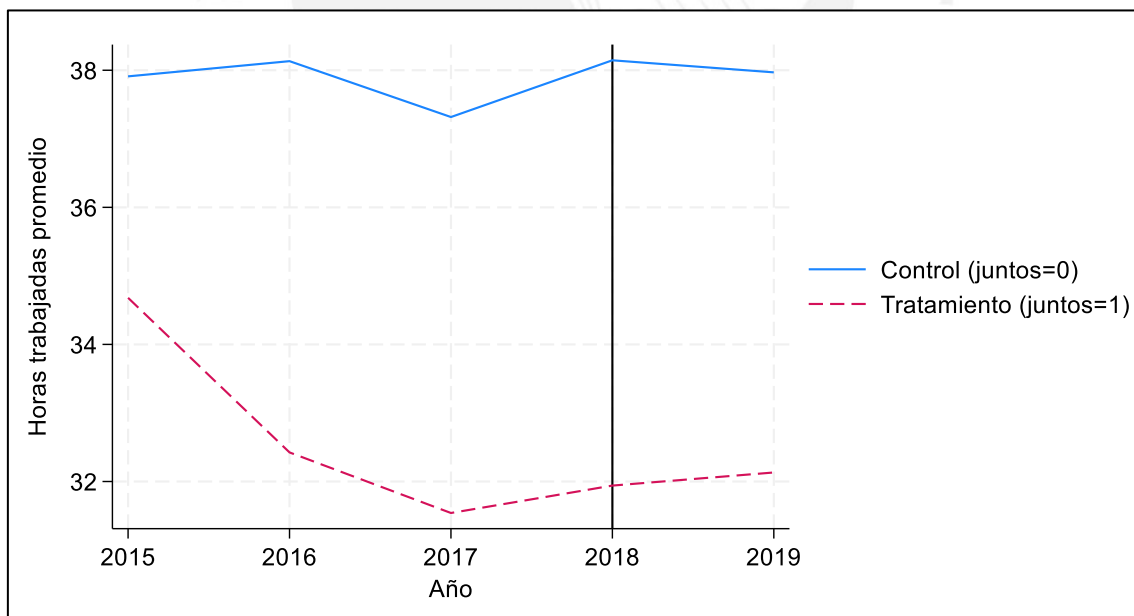
Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Gráfico 11. Ahorro per cápita mensual promedio de no pobres vulnerables en el área de soporte común



Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Gráfico 12. Horas trabajadas promedio de no pobres vulnerables en el área de soporte común



Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Por lo observado en las Tablas 11 y 12, y en los Gráficos 11 y 12, podemos concluir lo siguiente. El ahorro per cápita y las horas trabajadas en el momento inicial son diferentes entre tratamientos y controles. En particular, la población que no recibe el programa ahorró mensualmente 82.7 soles más en el 2018 que quienes sí lo recibieron. Además, trabajó 6.2 horas semanales más que quienes sí lo recibieron. Por otro lado, las tendencias paralelas de ambas variables en los años previos al tratamiento no se pueden descartar estadísticamente a un 95% de confianza, excepto tres años previos al tratamiento para la variable de horas trabajadas. Sin embargo, el impacto del programa parece ser, a priori, no significativo en estas variables.

Otra manera de verificar las tendencias paralelas es estimar el siguiente modelo de regresión con variables independientes que interactúan entre ellas:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 D + \beta_2 \text{año} + \beta_3 D * \text{año} + \epsilon \quad (5)$$

Donde D representa la variable dummy de tratamiento y año representa la variable multinomial que indica el año de la observación, siempre y cuando este sea anterior al tratamiento. Si se encuentra que los coeficientes estimados β_3 son no significativos, no se descarta estadísticamente las tendencias paralelas.

Los resultados (Tabla 13) muestran que, después de controlar por el impacto de participar en el programa y del año, no es representativo el impacto de las interacciones entre participar y el año. Es decir, el supuesto no se descarta estadísticamente, pues no hay diferencia significativa (al 95%) entre los grupos de tratamiento y control por año, lo que sugiere que se cumple el supuesto de tendencias paralelas. Esto se cumple tanto para la variable de resultado (gasto per cápita mensual) al menos en los dos años previos al tratamiento, como para las variables de ahorro per cápita y horas trabajadas (vías de impacto indirectas).

Tabla 13: Test de tendencias paralelas: regresión

VARIABLES	(1) gpcm	(2) ahpcm	(3) horas
1.juntos_18	-66.295*** (8.056)	-94.204*** (15.412)	-6.879*** (0.886)
15.year	501.153*** (7.354)	108.683*** (14.069)	38.420*** (0.857)
16.year	493.538*** (5.163)	125.685*** (9.878)	38.756*** (0.598)
17.year	482.539*** (4.102)	106.584*** (7.847)	37.982*** (0.476)
18.year	510.861*** (3.410)	122.910*** (6.523)	38.869*** (0.393)
1.juntos_18#15.year	-48.932** (19.995)	12.470 (38.253)	2.984 (2.285)
1.juntos_18#16.year	-15.202 (14.421)	-27.839 (27.589)	0.608 (1.613)
1.juntos_18#17.year	-2.901 (12.568)	6.472 (24.043)	0.489 (1.394)
Observaciones	7,860	7,860	6,972
R-squared	0.030	0.012	0.017

Errores estándar en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

6.2.3. Pruebas placebo y pruebas de falsificación

Aplicaremos ahora las pruebas de falsificación propuestas por Imbens y Rubin (2010) y las pruebas placebo propuestas por Gertler y otros (2017), para evaluar en general la robustez de los resultados de la siguiente sección, y en particular reforzar la plausibilidad de los supuestos de independencia condicional y de tendencias paralelas. Para las pruebas de pseudoresultado, se debe encontrar que el programa no tiene efecto sobre una variable de resultado ficticia. Hemos elegido evaluar para este test el efecto en el cambio en el gasto per cápita mensual entre el 2017 y el 2016, años completamente alejados de los años de participación y de seguimiento. Para las pruebas de pseudotrataamiento, se debe encontrar que el efecto evaluado al comparar un grupo de tratamiento ficticio con el grupo de control es nulo o no significativo. Para el pseudotrataamiento, elegimos dividir a la población de control entre aquellos que pertenecen a un distrito en el rango de mayor cobertura del programa Juntos y

aquellos que no¹⁰. Este criterio no debería hacer que ninguno de los grupos sea un tratamiento ni un control razonable, por lo que el efecto estimado debería ser nulo. Calcularemos estas pruebas mediante las metodologías de emparejamiento y de regresión de diferencias en diferencias.

Como podemos ver en las tablas 14, 15 y 16, en general, los efectos de las pruebas placebo y de falsificación son no significativos, lo esperable si se cumplen los supuestos de la metodología. Sin embargo, el efecto en el gasto per cápita mensual, en términos porcentuales, mediante el método de emparejamiento por propensity score matching por estratificación, no pasa la prueba de falsificación de pseudoresultado. Por otro lado, el efecto en el ahorro per cápita mensual, en términos porcentuales, mediante el método de emparejamiento por propensity score matching por estratificación, no pasa la prueba de falsificación de pseudoresultado. En cuanto al efecto en las horas trabajadas por semana por el jefe de hogar, vemos que: en términos de diferencia absoluta, no se cumple la prueba de pseudotratoamiento con la metodología de emparejamiento por propensity score matching por vecino más cercano, en términos relativos, no se cumple la prueba de pseudotratoamiento con la metodología de emparejamiento por propensity score matching por Kernel. Tendremos en cuenta estas observaciones al momento de interpretar los resultados en la siguiente sección.

¹⁰ Se define un distrito en el rango de mayor cobertura del programa Juntos creando un índice de cobertura de 0 a 1 que indica el porcentaje de hogares cubiertos sobre el total de hogares. Luego, los distritos en el rango mayor de cobertura son aquellos con índice mayor al valor del promedio del índice más una desviación estándar.

Tabla 14: Pruebas placebo / de falsificación sobre el gasto per cápita

	Pseudoresultado gpcm_17-gpcm_16	Pseudoresultado gpcm_17/gpcm_16	Pseudotrataamiento gpcm_19-gpcm_18	Pseudotrataamiento gpcm_19/gpcm_18
Kernel	17.331 (13.311)	0.064 (0.029)	-2.148 (8.619)	-0.015 (0.016)
Vecino más cercano	16.515 (12.871)	0.055* (0.030)	-13.048 (14.770)	-0.043 (0.026)
Estratificación	21.059 (13.529)	0.071** (0.032)	-9.046 (10.667)	-0.023 (0.020)
Radio máximo (0.001)	28.804* (15.732)	0.080 (0.036)	-8.302 (13.114)	-0.025 (0.022)
Regresión diff in diff simple	12.301 (18.120)	0.028 (0.038)	-27.128** (12.968)	-0.054** (0.022)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	12.853 (16.449)	0.029 (0.034)	-27.343** (12.248)	-0.055*** (0.020)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	6.341 (15.217)	0.012 (0.040)	-13.123 (14.369)	-0.044 (0.031)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Tabla 15: Pruebas placebo / de falsificación sobre el ahorro per cápita

	Pseudoresultado ahpcm_17-ahpcm_16	Pseudoresultado ahpcm_17/ahpcm_16	Pseudotrataamiento ahpcm_19-ahpcm_18	Pseudotrataamiento ahpcm_19/ahpcm_18
Kernel	0.249 (25.568)	0.173 (0.165)	46.089 (37.033)	0.115 (0.101)
Vecino más cercano	-15.080 (30.965)	0.199* (0.117)	53.678 (34.803)	-0.037 (0.113)
Estratificación	3.757 (19.259)	0.223*** (0.080)	53.571* (30.189)	0.139* (0.081)
Radio máximo (0.001)	-12.645 (35.087)	0.097 (0.209)	61.753** (30.829)	-0.046 (0.123)
Regresión diff in diff simple	34.311 (29.645)	0.083 (0.166)	53.449** (25.144)	-0.061 (0.118)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	34.635 (29.355)	0.104 (0.163)	53.449** (24.834)	-0.052 (0.117)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	5.203 (31.926)	-0.066 (0.221)	8.590 (32.702)	-0.161 (0.154)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Tabla 16: Pruebas placebo / de falsificación sobre las horas trabajadas

	Pseudoresultado horas_17-horas_16	Pseudoresultado horas_17/horas_16	Pseudotratamiento horas_19-horas_18	Pseudotratamiento horas_19/horas_18
Kernel	-0.171 (1.669)	-0.058 (0.057)	1.530 (1.002)	0.093*** (0.036)
Vecino más cercano	0.119 (1.543)	-0.043 (0.058)	3.395** (1.400)	0.118* (0.064)
Estratificación	-0.081 (1.132)	-0.055 (0.043)	1.030 (1.019)	0.084* (0.051)
Radio máximo (0.001)	0.638 (2.104)	0.074 (0.089)	1.580 (1.253)	0.056 (0.050)
Regresión diff in diff simple	-0.119 (1.742)	-0.015 (0.061)	1.900 (1.431)	0.087* (0.050)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	0.076 (1.650)	-0.005 (0.059)	1.651 (1.356)	0.081* (0.048)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	0.419 (1.716)	-0.024 (0.067)	-0.354 (1.647)	0.038 (0.068)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

6.3. Resultados sobre el Gasto Per Cápita

Podemos calcular entonces el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT), teniendo como variable de interés o de resultado (“outcome”) a la diferencia en el gasto per cápita entre el 2019 y el 2018. La diferencia puede ser absoluta, para obtener el impacto del programa en unidades monetarias, o relativa, para obtener el impacto del programa en términos porcentuales. Además, también obtuvimos los efectos mediante regresiones de diferencias en diferencias. Los resultados se muestran en la Tabla 17.

Tabla 17: Resultados sobre el gasto per cápita

	gpcm_19-gpcm_18	gpcm_19/gpcm_18
Kernel	-14.766 (10.511)	-0.041** (0.019)
Vecino más cercano	-32.039** (12.508)	-0.075*** (0.024)
Estratificación	-14.949 (9.668)	-0.041** (0.019)
Radio máximo (0.001)	-26.318*** (9.723)	-0.058*** (0.019)
Regresión diff in diff simple	-57.836*** (11.598)	-0.107*** (0.020)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	-58.431*** (10.890)	-0.109*** (0.019)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	-27.452*** (10.436)	-0.068*** (0.022)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Los resultados de la Tabla 17 indican que existe un efecto negativo del programa en el gasto per cápita de los hogares no pobres vulnerables. Como vemos, el impacto es significativo en términos relativos mediante cualquier método: quienes recibieron el programa incrementaron su gasto entre 4.1% y 7.5% menos de lo que lo incrementaron quienes no recibieron el programa. La regresión de diferencias en diferencias más robusta, aquella con controles seleccionados y ponderada por p-score, muestra un efecto negativo de 6.8%, lo cual entra en el rango de las estimaciones por emparejamiento. En términos absolutos, eliminando estimaciones no significativas o que no cumplen las pruebas placebo, se encuentra que quienes

recibieron el programa incrementaron su gasto entre 26.3 y 32 soles menos que aquellos que no recibieron el programa.

Estos resultados corresponden con la hipótesis y sugieren que los efectos negativos vía ahorro y vía horas de trabajo son dominantes en comparación al efecto ingreso directo sobre el gasto y al efecto multiplicador, puesto que el efecto total del programa sobre el gasto per cápita total es negativo en segundas diferencias. Esto se debe a que los hogares que estamos analizando son no pobres, y su ingreso de por sí es suficiente para satisfacer una canasta básica alimentaria y no alimentaria. Entonces, los hogares optarían por disminuir su oferta de trabajo y/o ahorrar frente al incremento de su ingreso debido a la transferencia monetaria.

6.4. Resultados sobre el Gasto Per Cápita por Estrato

En Perú, la pobreza se ha concentrado, sobre todo, en las áreas rurales. Existen, entonces, brechas en el acceso a la educación e infraestructura básica que ayudan a explicar las diferencias en las tasas de pobreza entre las áreas urbanas y rurales (Escobal y Torero, 2000). Dadas estas brechas existentes sobre diversas variables económicas entre las áreas urbano y rural, es relevante analizar los impactos diferenciados del programa Juntos sobre el gasto per cápita en cada sector, ya que el comportamiento de las familias suele ser distinto en cada área o estrato. Cabe resaltar que las áreas urbana y rural muestran diferencias tanto en el nivel de pobreza como en el nivel de cobertura del programa. Por las propiedades de balanceo, cuando calculamos el efecto en toda la muestra, comparamos individuos muy similares y, en su gran mayoría, con el mismo estrato. En este caso, al restringir la muestra nos aseguramos de comparar solamente individuos del mismo estrato, además de capturar el efecto diferenciado.

Tabla 18: Resultados sobre el gasto per cápita. Estrato urbano.

	gpcm 19-gpcm 18	gpcm 19/gpcm 18
Kernel	-5.899 (20.609)	-0.022 (0.033)
Vecino más cercano	-26.396 (23.049)	-0.055 (0.039)
Estratificación	-5.587 (18.925)	-0.020 (0.031)
Radio máximo (0.001)	-19.757 (21.234)	-0.049 (0.034)
Regresión diff in diff simple	-62.363*** (22.593)	-0.105*** (0.034)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	-62.363*** (21.792)	-0.105*** (0.033)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	-8.156 (23.511)	-0.029 (0.044)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Tabla 19: Resultados sobre el gasto per cápita. Estrato rural.

	gpcm 19-gpcm 18	gpcm 19/gpcm 18
Kernel	-20.858* (10.618)	-0.054** (0.023)
Vecino más cercano	-19.995** (14.517)	-0.055* (0.030)
Estratificación	-20.514 (10.568)	-0.053** (0.021)
Radio máximo (0.001)	-19.408** (12.859)	-0.054** (0.026)
Regresión diff in diff simple	-33.799*** (12.590)	-0.072*** (0.025)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	-34.835*** (12.117)	-0.074*** (0.024)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	-29.549** (12.075)	-0.072*** (0.027)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Estas tablas de resultados, las Tablas 18 y 19, nos indican que existe un efecto negativo del programa en el gasto per cápita de los hogares no pobres vulnerables del área rural. En términos absolutos, los hogares rurales que recibieron el programa incrementaron su gasto 19 soles menos de lo que lo incrementaron quienes no recibieron el programa. La regresión de diferencias en diferencias más robusta indica un efecto negativo de 29.55 soles. En términos relativos, quienes recibieron el programa incrementaron su gasto aproximadamente 5.4% menos de lo que lo incrementaron quienes no recibieron el programa. La regresión ponderada y con controles indica que el impacto es de 7.2%. Respecto al sector urbano, no hay un impacto significativo del programa en el gasto per cápita, ni en términos absolutos ni relativos, mediante ningún método de emparejamiento, ni según regresión de diferencias en diferencias.

6.5. Resultados por Grupos de Gasto Diferenciados

Es interesante observar cómo el programa Juntos impacta en el gasto per cápita diferenciado por grupos. Siguiendo la estructura que utiliza el INEI para diversos reportes¹¹, los ocho grupos en los que se divide el gasto son los siguientes: alimentos; vestido y calzado; alquiler de vivienda y combustible; muebles y enseres; cuidados de la salud; transportes y comunicaciones; esparcimiento, diversión y cultura; y finalmente, otros gastos en bienes y servicios. La Tabla 20 muestra las estimaciones del ATT para cada grupo de gasto, tanto al evaluar la diferencia absoluta como relativa del gasto per cápita. Como se ve, el único grupo de gasto claramente relacionado con un impacto negativo y significativo del programa en el incremento del gasto, mediante cualquier método de emparejamiento, es el de alimentos. Específicamente, en términos absolutos, quienes recibieron el programa incrementaron su gasto en alimentos entre 15.5 y 25.5 soles menos de lo que lo incrementaron quienes no recibieron el programa. En términos relativos, quienes recibieron el programa incrementaron su gasto en alimentos entre 5.8% y 9.7% menos de lo que lo incrementaron quienes no recibieron el programa. En el resto de grupos de gastos, no

¹¹ Véase los informes “Perú: Perfil de la Pobreza por dominios geográficos, 2008-2018” o “Informe Técnico: Evolución de la Pobreza Monetaria 2007-2016”, por ejemplo.

se encuentran impactos significativos del programa Juntos, salvo en algunas estimaciones para el grupo de gasto en esparcimiento, diversión y cultura, y para el grupo de gasto en cuidados de la salud, pero que, dada su variabilidad que depende del método de estimación y de la naturaleza de la primera diferencia (relativa o absoluta), no se puede afirmar una relación causal.



Tabla 20: Resultados sobre el gasto per cápita. Grupos de gasto.

	1. Alimentos		2. Vestido y calzado		3. Alquiler de vivienda y combustible		4. Muebles y enseres	
	gpcm_19- gpcm_18	gpcm_19/ gpcm_18	gpcm_19- gpcm_18	gpcm_19/ gpcm_18	gpcm_19- gpcm_18	gpcm_19/ gpcm_18	gpcm_19- gpcm_18	gpcm_19/ gpcm_18
Kernel	-14.906*** (5.305)	-0.058*** (0.020)	1.101 (1.521)	-0.012 (0.063)	1.246 (1.698)	0.042 (0.031)	-0.924 (0.878)	-0.034 (0.031)
Vecino más cercano	-25.534*** (7.529)	-0.097*** (0.029)	-0.564 (1.839)	-0.119 (0.085)	-0.715 (2.799)	0.022 (0.040)	0.498 (1.435)	-0.007 (0.048)
Estratificación	-15.509*** (5.823)	-0.061*** (0.023)	1.143 (1.380)	-0.015 (0.057)	1.211 (1.739)	0.042 (0.031)	-1.060 (1.006)	-0.036 (0.036)
Radio máximo (0.001)	-18.517*** (5.635)	-0.069*** (0.023)	0.218 (1.382)	-0.052 (0.060)	-2.386 (2.278)	0.008 (0.030)	-1.189 (1.015)	-0.042 (0.037)
Regresión diff in diff simple	-30.148*** (6.306)	-0.124*** (0.024)	-1.537 (1.473)	-0.092 (0.064)	-9.869** (4.230)	-0.035 (0.046)	-2.643** (1.278)	-0.097** (0.041)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	-30.356*** (6.261)	-0.124*** (0.024)	-1.611 (1.466)	-0.089 (0.064)	-9.908*** (3.784)	-0.033 (0.037)	-2.671** (1.279)	-0.098** (0.041)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	-22.255*** (6.361)	-0.088*** (0.026)	-0.066 (1.584)	-0.059 (0.066)	0.302 (2.250)	0.023 (0.047)	-1.546 (1.124)	-0.071 (0.048)
	5. Cuidados de la salud		6. Transportes y comunicaciones		7. Esparcimiento, diversión y cultura		8. Otros gastos en bienes y servicios	
Kernel	-1.930 (4.172)	-0.152** (0.076)	-0.732 (2.481)	-0.015 (0.058)	1.059 (2.016)	-0.079** (0.038)	0.226 (1.173)	0.055 (0.039)
Vecino más cercano	-3.394 (4.835)	-0.188* (0.106)	-4.387 (3.261)	-0.080 (0.075)	1.110 (2.595)	-0.105* (0.058)	0.847 (1.489)	0.075 (0.061)
Estratificación	-1.671 (3.976)	-0.148* (0.077)	-0.692 (2.348)	-0.016 (0.059)	1.159 (2.376)	-0.084** (0.042)	0.379 (1.159)	0.063 (0.046)
Radio máximo (0.001)	-2.378 (4.198)	-0.160** (0.076)	-1.488 (2.158)	-0.052 (0.057)	-0.498 (1.863)	-0.103** (0.042)	-0.146 (1.320)	0.043 (0.047)
Regresión diff in diff simple	-7.647* (4.372)	-0.181** (0.085)	-3.579 (2.639)	-0.040 (0.062)	-0.761 (2.220)	-0.172* (0.096)	-1.724 (1.436)	0.041 (0.056)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	-7.758* (4.375)	-0.186** (0.083)	-3.685 (2.450)	-0.046 (0.057)	-0.702 (2.037)	-0.176** (0.081)	-1.805 (1.415)	0.041 (0.054)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	-2.763 (3.875)	-0.110 (0.091)	-1.139 (2.531)	-0.021 (0.076)	0.650 (2.565)	-0.109 (0.076)	-0.666 (1.203)	0.043 (0.061)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

6.6. Resultados sobre las Vías de Impacto

Como últimos resultados, presentamos el cálculo, mediante la misma metodología, del impacto del programa Juntos en el ahorro per cápita y en las horas semanales trabajadas por el jefe del hogar, variables observables que proporciona la base de datos trabajada (ENAH0). Recordemos que estas variables son relevantes, dado que son las vías indirectas de impacto negativo del programa de transferencias condicionadas en el gasto per cápita, previamente detalladas en el capítulo 4. Así, se busca verificar que el ahorro aumenta, o bien las horas trabajadas disminuyen en segundas diferencias, o bien ambos efectos, lo cual guardaría coherencia con la disminución del gasto per cápita. En la Tabla 21 se ve el efecto en el ahorro per cápita de los hogares.

Tabla 21: Resultados sobre el ahorro per cápita

	ahpcm_19-ahpcm_18	ahpcm_19/ahpcm_18
Kernel	-4.562 (11.754)	0.040 (0.086)
Vecino más cercano	-16.430 (20.926)	0.053 (0.104)
Estratificación	-6.064 (13.430)	0.036 (0.079)
Radio máximo (0.001)	0.088 (13.943)	-0.029 (0.120)
Regresión diff in diff simple	8.455 (21.841)	0.152 (0.114)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	8.455 (21.599)	0.152 (0.112)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	-3.795 (18.191)	0.028 (0.134)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAH0 (INEI).

Como se observa, el impacto en el ahorro según todos los métodos de emparejamiento parece ser positivo en términos porcentuales, lo cual indicaría que el programa induce a un aumento en segundas diferencias en el ahorro de los beneficiarios, de entre 2 y 6 por ciento. Sin embargo, este impacto es no significativo.

En términos absolutos, el efecto en el ahorro per cápita parece ser negativo, pero no se puede descartar que el efecto sea nulo. No podemos concluir ningún efecto sobre el ahorro per cápita mensual. En la Tabla 22, por su parte, se ve el efecto en las horas de trabajo del jefe del hogar.

Tabla 22: Resultados sobre las horas trabajadas

	horas_19-horas_18	horas_19/horas_18
Kernel	-0.426 (1.103)	-0.004 (0.037)
Vecino más cercano	-0.713 (1.369)	-0.034 (0.054)
Estratificación	-0.555 (1.048)	-0.008 (0.042)
Radio máximo (0.001)	-0.795 (1.285)	-0.011 (0.050)
Regresión diff in diff simple	0.404 (1.265)	0.031 (0.045)
Regresión diff in diff con controles seleccionados	-0.322 (1.178)	-0.014 (0.043)
Regresión diff in diff con controles seleccionados y ponderada por p-score	-0.120 (1.283)	-0.031 (0.054)

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENAHO (INEI).

Se puede notar que el impacto del programa en las horas de trabajo semanales en términos absolutos parece ser negativo, de entre 0.43 y 0.8 horas semanales menos para quienes fueron beneficiarios. En términos relativos también habría un efecto negativo de entre 0.8% y 3.1%. Sin embargo, la no significancia de los resultados nos indica que no podemos afirmar ningún efecto sobre las horas trabajadas. En resumen, existe un impacto negativo del Programa Juntos en el gasto per cápita de los hogares no pobre vulnerables durante los años 2018-2019. Asimismo, la evaluación de las posibles vías de impacto del programa como parte de la hipótesis planteada, específicamente un incremento en el ahorro y/o una disminución en las horas de trabajo, no ha mostrado resultados estadísticamente significativos.

Conclusiones y Recomendaciones de Política

Este estudio busca analizar el impacto del Programa Juntos en el gasto per cápita de la población no pobre vulnerable. El análisis se realizó para el periodo 2018-2019 y se utilizaron datos Panel de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH). Los resultados se obtuvieron mediante el método de emparejamiento Propensity Score Matching y estimación del Efecto Promedio del Tratamiento los Tratados (ATT) como segunda diferencia.

Se estableció que, aparte del efecto ingreso directo de un aumento exógeno del ingreso, pueden existir otras vías indirectas mediante las cuales un programa como Juntos puede influir en el gasto. Mientras que el ahorro y la reducción de horas de trabajo son vías indirectas de efecto negativo, el efecto multiplicador y el efecto ingreso directo son vías de efecto positivo. Nuestra hipótesis es que, dadas las características de la población no pobre vulnerable, recibir la transferencia otorgada por el programa Juntos conlleva a que el efecto de ahorro y horas de trabajo sean dominantes frente al efecto ingreso positivo y el efecto multiplicador, resultando en un efecto negativo. Los resultados al aplicar la metodología son consistentes con la hipótesis. Se encontró, en términos porcentuales, quienes recibieron el programa incrementaron su gasto entre 4.1% y 7.5% menos de lo que lo incrementaron quienes no recibieron el programa. En términos absolutos, quienes recibieron el programa incrementaron su gasto entre 26.3 y 32 soles menos que quienes no lo recibieron. El ATT estimado es significativo en estos casos.

Asimismo, los resultados muestran que, al realizar la estimación según tipo de estrato, en la población rural los efectos son significativos, negativos y más pronunciados que en general, mientras que en la población urbana no hay efecto significativo. El grupo de tratamiento del sector rural incrementó su gasto aproximadamente 19 soles menos de lo que lo incrementó el grupo de control del mismo ámbito. En términos relativos, quienes recibieron el programa en el sector rural incrementaron su gasto entre 5.4% menos de lo que lo incrementaron quienes no recibieron el programa en el mismo estrato. Finalmente, el rubro de gasto en el que se concentran los efectos negativos de manera significativa es el gasto en alimentación. Nótese que el impacto negativo del programa en el incremento de gasto

per cápita no necesariamente significa que el bienestar de los hogares ha disminuido, pues el bienestar puede constar de dimensiones no monetarias, por ejemplo, de disponer más tiempo libre o de la certeza de que el consumo futuro está más seguro debido al ahorro.

Es necesario enumerar las limitaciones presentes en este estudio. En primer lugar, la limitación más evidente es que no hemos podido verificar que el efecto negativo del programa Juntos en los no pobres vulnerables se debe a las vías de impacto propuestas en la hipótesis. Aun así, tampoco se descarta la existencia de estas vías de impacto ni se ha encontrado evidencia contradictoria.

En segundo lugar, estamos asumiendo que el programa no afecta a los hogares que no recibieron la transferencia monetaria debido a su cercanía geográfica. Por ejemplo, si Juntos aumentara o redujera significativamente la demanda de bienes y servicios en una determinada área, influyendo así en hogares que no formaron parte del programa. Se intentó controlar esta posibilidad mediante la inserción de la variable de índice de cobertura del distrito en la estimación del p-score, pero el tamaño de la muestra no permite que incluir esta variable resulte en una muestra que cumpla con las pruebas de balanceo, lo cual sesgaría los resultados. Sin embargo, sí se incluyó dicha variable en la estimación por regresión de diferencias en diferencias con controles seleccionados y ponderada por p-score. Con dicho método, los resultados son cercanos a aquellos con emparejamiento, lo cual nos anima a considerar plausible este supuesto, aunque sin poder demostrarlo.

En tercer lugar, no hay información suficiente para reconocer el efecto diferenciado de un año más en el programa. Es decir, algunos individuos del grupo de tratamiento ya habían recibido el tratamiento antes del tiempo cero (año 2018). Sin embargo, restringir la muestra nos hubiera dejado con un tamaño muestral escaso. Por otro lado, los datos panel utilizados de la encuesta ENAHO no están balanceados, lo cual imposibilita el seguimiento de los individuos hacia años atrás para poder internalizar la cantidad de años que algunos individuos vienen recibiendo el programa Juntos. Sin embargo, el que prácticamente todos los tests de robustez para el efecto del programa en el gasto per cápita sean válidos nos hace confiar en que estamos estimando correctamente el efecto del programa.

En cuarto lugar, con mayor riqueza de datos a lo largo del tiempo, podríamos

estimar no solo el efecto sobre el gasto per cápita mensual, si no directamente en la vulnerabilidad como probabilidad de caer en la pobreza. Nosotros hemos utilizado la variación en el gasto per cápita mensual como proxy de la vulnerabilidad a la pobreza monetaria, puesto que los umbrales de pobreza se miden con respecto a esta variable en el Perú.

Los resultados revelan que las políticas sociales y, específicamente, los programas sociales que buscan reducir la incidencia de la pobreza en Perú, tienen resultados diferenciados en la población no pobre vulnerable. A pesar de no formar parte de la población objetivo, el sector no pobre vulnerable que alcanza a recibir el beneficio del Programa Juntos ve su gasto reducido en segundas diferencias. Aplicado a los hogares pobres, el alivio de la pobreza mediante este programa se da mediante el aumento de la capacidad de gasto de las familias para bienes y servicios esenciales, como salud y educación. Sin embargo, el error de inclusión de hogares no pobres entre los beneficiarios de este programa nos puede dar luces sobre cómo empezar a implementar políticas de apoyo a la población vulnerable a la pobreza, pero no pobre. Hemos visto que esta población de estudio tiene características distintas a las de los pobres y, a diferencia de ellos, no son por lo general el grupo objetivo de los programas sociales. Además, es reconocida la necesidad de desarrollar resiliencia que evite que, ante situaciones de crisis, la población vulnerable caiga en pobreza. Por lo tanto, empezar a diseñar políticas de apoyo a los no pobres vulnerables a modo de prevención de la pobreza debe tener en cuenta sus características particulares y considerar que los efectos en esta población no son los mismos que en el caso de los pobres. Es decir, se debe internalizar el efecto sobre el trabajo y el ahorro, tanto como prevenir el impacto negativo sobre el gasto en alimentación y en poblaciones rurales. Hay evidencia de que bonos de graduación e incentivos a la inversión y al ahorro pueden reducir la vulnerabilidad de la población que deja de ser pobre, por lo que se puede encaminar en esa dirección el diseño de programas sociales para población vulnerable no pobre. Si bien en el contexto específico de esta investigación, los efectos del programa Juntos sobre el gasto son negativos, es necesario incrementar la producción bibliográfica sobre el tema para tener una mirada más clara sobre esta población, por ejemplo, para demostrar empíricamente los mecanismos mediante los cuales las transferencias monetarias condicionadas afectan negativamente al gasto de

los hogares y para establecer el efecto no solo en variables que se aproximen a la vulnerabilidad a la pobreza monetaria, si no en general sobre la vulnerabilidad a la pobreza en todas sus dimensiones.



Referencias Bibliográficas

Aguilar del Carpio, D. E. (2017). Una aproximación econométrica a los efectos del programa JUNTOS en el rendimiento escolar de los niños peruanos. Recuperado de: <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/9373#:~:text=Los%20resultados%20estimados%20sugieren%20que,se%20encuentra%20efecto%20en%20razonamiento>

Alwang, Jeffrey, Paul Siegel y Steen Jorgensen (2001). Vulnerability: a review from different disciplines. Washington D.C.: World Bank, Social Protection Unit. Recuperado de: <https://documents1.worldbank.org/curated/en/636921468765021121/pdf/multi0page.pdf>

Andersen, C.T., Reynolds, S.A., Behrman, J.R., Crookston, B.T., Dearden, K.A., Escobal, J., Mani, S., Sánchez, A., Stein, A.D., Fernald, L.C. & Fernald, L.C.H., (2015). Participation in the Juntos Conditional Cash Transfer Program in Peru Is Associated with Changes in Child Anthropometric Status but Not Language Development or School Achievement. *J. Nutr.* 145, 2396–2405. Recuperado de: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26269237/>

Aragón, Jorge, Tania Vásquez y Carmen Yon. (2012, septiembre). “Apuntes sobre y para la investigación de la movilidad social en el Perú”. En Revista Argumentos, año 6, n.º 4. Recuperado de: https://argumentos-historico.iep.org.pe/wp-content/uploads/2014/04/aragonetal_setiembre2012.pdf

Bernal, R., & Peña, X. (2011). Guía práctica para la evaluación de impacto. Ediciones Uniandes-Universidad de los Andes. Recuperado de: <https://corladancash.com/wp-content/uploads/2019/08/62-Guia-practica-para-la-evaluacio-Bernal-Raquel-Pena-Ximena.pdf>

Briguglio, L., Cordina, G., Farrugia, N., & Vella, S. (2009). Economic vulnerability and resilience: concepts and measurements. *Oxford development studies*, 37(3), 229-247. Recuperado de: <https://doi.org/10.1080/13600810903089893>

Caballero, K., & Ferrer, J. (2011). Evaluación de políticas públicas con Microsimulaciones. Presentación en PP. Recuperado de: https://www.cepal.org/sites/default/files/courses/files/09_evaluacion_de_politicas_publicas_con_microsimulaciones.pdf

Calva, L. F. L., & Juárez, E. O. (2012). Clases medias y vulnerabilidad a la pobreza en América Latina. *Pensamiento iberoamericano*, (10), 49-70. Recuperado de: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3944189>

Candia, J. M. (2013). Exclusión y pobreza: la focalización de las políticas sociales. *Políticos*, año XLV, novena época, número 52 (enero-abril, 2021). Recuperado de: <http://www.revistas.unam.mx/index.php/rep/article/view/37184/33768>

CEPAL (2016). La matriz de la desigualdad social en América Latina. Recuperado de: <http://disde.minedu.gob.pe/bitstream/handle/20.500.12799/5008/La%20matriz%20de%20la%20desigualdad%20social%20en%20Am%C3%A9rica%20Latina.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Chen, H. T. (1994). Theory-driven evaluations: Need, difficulties, and options. *Evaluation Practice*, 15(1), 79-82. Recuperado de: <https://doi.org/10.1177/109821409401500109>

ComexPerú. (2020, febrero). Reporte de Movilidad Social Global 2020. Recuperado de: <https://www.comexperu.org.pe/articulo/reportes-de-movilidad-social-global-2020#:~:text=Con%20esto%20en%20cuenta%2C%20el,decir%2C%20en%20el%20t%20ercio%20inferior.>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe & Organización Internacional del Trabajo (CEPAL/OIT). (2014). Los programas de transferencias condicionadas y el mercado laboral. Recuperado de: https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/36896/S2014311_es.pdf

Correa, N., Roopnaraine, T., (2014). Pueblos indígenas y Programas de Transferencias Condicionadas: Estudio etnográfico sobre la implementación y los efectos socioculturales del Programa Juntos en seis comunidades andinas y amazónicas de Perú. BID.

Correa, N. (Abril de 2009) "Programas de Transferencias Condicionadas: aportes para el debate público" en *Economía y Sociedad* N° 71, CIES, Perú, páginas 74-80. Recuperado de: <https://cies.org.pe/sites/default/files/files/otros/economiaysociedad/32780290-programas-de-transferencias-condicionadas-aportes-para-el-debate-publico.pdf>

Dang, H. & Lanjouw, P. (2014). Welfare Dynamics Measurement: Two Definitions of a Vulnerability Line and Their Applications. Background paper for this report and Policy Research Working Paper 6944. Recuperado de: http://www.doanbrother.com/papers2014/88_Dang%20Hai%20Anh%20-%20Vulnerability%20line-%20May%202014.pdf

Davis, B. (2004). Instrumentos políticos innovadores y evaluación en el desarrollo agrícola y rural en América Latina y el Caribe. *Temas actuales y emergentes para el análisis económico y la investigación de políticas (CUREMIS II)*, 1. Recuperado de: <https://www.fao.org/3/y4940s/y4940s08.html>

De Brauw, A., Gilligan, D., Hoddinott, J., & Roy, S. (2013). El Programa Bolsa Familia y la Oferta de Trabajo en las Familias (No. 239). International Policy Centre for Inclusive Growth. Recuperado de: <http://ipcig.org/pub/esp/IPCOnePager239.pdf>

De Miguel Díaz, M. (2000). La evaluación de programas sociales. Fundamentos y enfoques teóricos. *Revista de investigación educativa*, 18(2), 289-317. Recuperado

de: <https://revistas.um.es/rie/article/download/121011/113701>

Del Pozo, C. (2014). ¿Las transferencias monetarias condicionadas reducen la violencia de pareja contra las mujeres rurales en el Perú?: evidencia desde una evaluación de impacto cuasi-experimental (Tesis de Maestría). PUCP.

Del Río, M., Manuel, D., & Islas, I. (2011) Vulnerabilidad económica externa, protección social y pobreza en América Latina: CEPAL, p.401-459. Recuperado de: https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/39888/vulnerabilidad_economica_externa.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Díaz, J.J., Saldarriaga, V. (2014). Efectos del Programa de Transferencias Condicionadas JUNTOS en el Peso al Nacer de los Niños (Informe Final Proyecto Mediano). CIES.

Escobal, J., (2012). Multidimensional poverty and inequality of opportunity in Peru: taking advantage of the longitudinal dimension of Young Lives. Young Lives, Oxford Department of International Development, University of Oxford, Oxford, UK.

Escobal, Javier y Torero, Máximo (2000). ¿Cómo enfrentar una geografía adversa? El rol de los activos públicos y privados. Documento de Trabajo, 29. Lima: GRADE.

Escobar y González de la Rocha (2004). Evaluación cualitativa del PrOp en zonas urbanas, 2003. En: Instituto Nacional de Salud Pública (Eds.). Resultados de la Evaluación Externa del Programa de Desarrollo Humano Oportunidades, 2003. México, DF: Secretaría de Desarrollo Social. 265-299.

García, L. (2015). The Consumption of Household Good, Bargaining Power, and their Relationship with a Conditional Cash Transfer Program in Peru (Documento de Trabajo Departamento de Economía No. 397). PUCP.

Gertler, P. J., Martínez, S., Premand, P., Rawlings, L., & Vermeersch, C. (2017). La evaluación de impacto en la práctica. World Bank Publications. Recuperado de: <https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/La-evaluaci%C3%B3n-de-impacto-en-la-pr%C3%A1ctica-Segunda-edici%C3%B3n.pdf>

Gondim, C. (2009). ¿Cuál es el Impacto de las Transferencias Monetarias Sobre la Oferta de Mano de Obra? Centro Internacional de Políticas para el Crecimiento Inclusivo es apoyado conjuntamente por el Grupo de Pobreza de la Oficina para Políticas de Desarrollo del PNUD y el Gobierno de Brasil. pp. Recuperado de <https://core.ac.uk/download/pdf/6970109.pdf>

Gutiérrez, M., Montenegro, J., & Trivelli, C. (2011). Un año ahorrando: primeros resultados del programa piloto "Promoción del Ahorro en Familias Juntos". Recuperado de: https://repositorio.iep.org.pe/bitstream/handle/IEP/933/trivelli_unaohorrando.pdf?sequence=2&isAllowed=y

Haughton, J., & Khandker, S. R. (2009). Handbook on poverty + inequality. World Bank Publications. Recuperado de:

<https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/11985/9780821376133.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Herrera, J., & Cozzubo, Á. (2017). Pobreza, desigualdad y políticas sociales: Balance 2011-2016 y agenda de investigación 2017-2021. Recuperado de: https://www.cies.org.pe/sites/default/files/investigaciones/balance_y_agenda_javier_herrerayac_0.p

Herrera, J., y Cozzubo, A. (2016). La vulnerabilidad de los hogares a la pobreza en el Perú, 2004-2014. PUCP, Departamento de Economía. Documento de trabajo 429. Recuperado de:

<http://repositorio.pucp.edu.pe/index/bitstream/handle/123456789/126761/La%20vulnerabilidad%20de%20los%20hogares%20a%20la%20pobreza%20en%20el%20Per%c3%ba%2c%202004%20%e2%80%93%202014.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Herrera, J., y Cozzubo, A. (2020). Focalización de programas sociales, vulnerabilidad y atención en situaciones de emergencia. *Revista Ideele* N° 291 Mayo 2020. Recuperado de: <https://www.revistaideele.com/2020/05/04/focalizacion-de-programas-sociales-vulnerabilidad-y-atencion-en-situaciones-de-emergencia/>

Heinrich, C., Maffioli, A., & Vazquez, G. (2010). A primer for applying propensity-score matching. Recuperado de:

https://www.researchgate.net/profile/Carolyn-Heinrich/publication/235712818_A_Primer_for_Applying_Propensity-Score_Matching/links/57dd90b508aeea195938c939/A-Primer-for-Applying-Propensity-Score-Matching.pdfHiga, M. (2011). *Vulnerabilidad a la pobreza: el "Perú avanza"... o ¿retrocede?*. CEDEP, CIES. Recuperado de: <http://repositorio.minedu.gob.pe/bitstream/handle/20.500.12799/1314/Vulnerabilidad-a-la-pobreza.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Imbens, G. y D. Rubin, 2010, Causal Inference in Statistics and Social Sciences, manuscrito, Harvard University.

Instituto Nacional de Estadística e Informática (2019). Informe Técnico: Evolución de la Pobreza Monetaria 2007-2018. Recuperado de:

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1646/libro.pdf

Instituto Nacional de Estadística e Informática (2020). Informe Técnico: Estimación de la Vulnerabilidad Económica a la Pobreza Monetaria. Metodología de cálculo y perfil sociodemográfico. Recuperado de:

<https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/estimacion-de-la-vulnerabilidad-economica-a-la-pobreza-monetaria.pdf>

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

Recuperado de:

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/noticias/np_067_2021.pdf

International Committee for Peace and Reconciliation (ICPR) (s/f). "Eradicating Poverty – Leaving no one behind". Recuperado de:

<https://www.un.org/ecosoc/sites/www.un.org.ecosoc/files/files/en/integration/2017/ICPR.pdf>

Jaramillo Baanante, M., & Sánchez, A. (2011). Impacto del programa Juntos sobre nutrición temprana. GRADE. Recuperado de:

<https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/9373>

Luna Nole, J. M. (2020) Impacto del Programa Juntos sobre la diversidad dietética en Perú. Recuperado de:

<https://renati.sunedu.gob.pe/bitstream/sunedu/2166464/1/LunaNoleJM.pdf>

Mendoza, W. (2022). Cómo investigan los economistas: Guía para elaborar y desarrollar un proyecto de investigación. Segunda Edición. Fondo Editorial de la PUCP.

Mendoza, A. & Espesua, M. (2016). Impacto del Programa Juntos sobre la Violencia Doméstica. *Semestre Económico*, 5(1), 108-126. Recuperado de: <http://revistas.unap.edu.pe/seconomico/index.php/SECONOMICO/article/view/126>

Mercado, C. G., & Adarme, X. V. (2016). Una aproximación a la pobreza desde el enfoque de capacidades de Amartya Sen. *Provincia*, (35), 99-149. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/pdf/555/55548904005.pdf>

Narciso, D. (2019). El impacto del programa JUNTOS sobre el tiempo que los niños dedican a estudiar tanto dentro como fuera del hogar, 2006-2013. Recuperado de: https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/20.500.12404/14382/NARCISO_DANIEL_IMPACTO_PROGRAMA_JUNTOS.pdf?sequence=1

Núñez, J. & González, N. (2011) Vulnerabilidad económica externa, protección social y pobreza en América Latina: CEPAL, p.209-263. Recuperado de https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/39888/vulnerabilidad_economica_externa.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Perazzi, Josefa Ramoni, & Merli, Giampaolo Orlandoni (2013). Modelos de regresión de datos panel y su aplicación en la evaluación de impactos de programas sociales. *Telos*, 15(1),119-127. [fecha de Consulta 3 de Junio de 2021]. ISSN: 1317-0570. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=99326637008>

Pereyra, V. (2010). *Rendición de cuentas y programas sociales: los programas de transferencias condicionadas en América Latina*. CIPPEC. Recuperado de <https://www.cippec.org/wp-content/uploads/2017/03/2503.pdf>

Perova, E., & Vakis, R. (2009). Welfare impacts of the "Juntos" Program in Peru:

Evidence from a non-experimental evaluation. The World Bank, 1-59. Recuperado de: https://mef.gob.pe/contenidos/pol_econ/documentos/Perova_Vakis_JuntosIIE.pdf

Perova, E., Vakis, R., (2012). 5 years in Juntos: new evidence on the program's short and longterm impacts. *Economía* 35, 53–82.

Pizarro, R. (2001, febrero). La vulnerabilidad social y sus desafíos: una mirada desde América Latina. Comisión Económica para América Latina y el Caribe. Recuperado de: https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/4762/S0102116_es.pdf

Presidencia del Consejo de Ministros (2010). Informe compilatorio: el Programa Juntos, resultados y retos (No. E50 A7-F). Programa Nacional de Apoyo Directo a los Más Pobres, Lima (Peru).

Quispe, M. R., & Roca, R. H. (2019). Determinantes de la pobreza en el Perú bajo el enfoque de activos. *Pensamiento crítico*, 24(1), 55-78.

Ramos, B., Ayaviri, Dante., Quispe, Gabith., & Escobar-Mamani, F. (2017). Las políticas sociales en la reducción de la pobreza y la mejora del bienestar social en Bolivia. *Revista de Investigaciones Altoandinas*, 19(2), 165-178. Recuperado de: <https://dx.doi.org/10.18271/ria.2017.275>

Repetto, Fabián (2010). Protección social en América Latina: la búsqueda de una integralidad con enfoque de derechos. *Revista del CLAD Reforma y Democracia*, (47),89-139.[fecha de Consulta 2 de Junio de 2021]. ISSN: 1315-2378. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=357533679004>

Robles, M., Rubio, M., Stampini, M.(2015). ¿Las transferencias monetarias han sido capaces de llegar a los pobres de América Latina y el Caribe? (Resumen de Políticas BID No. IDB-PB246). Recuperado de: <https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/%C2%BFLas-transferencias-monetarias-han-sido-capaces-de-llegar-a-los-pobres-de-Am%C3%A9rica-Latina-y-el-Caribe.pdf>

Rodrik, D. (1998), ¿Se compartirá el crecimiento? en *Pensamiento Iberoamericano*, volumen extraordinario, Madrid, España.

Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects. *Biometrika*, 70(1), 41. doi:10.2307/2335942

Ruperti-Cañarte, J., Ruperti-Cañarte, S., & Valencia-Macías, K. (2016). Fundamentos teóricos y conceptuales de la movilidad social. *Dominio de las Ciencias*, 2, 397–405. Recuperado de: <https://dominiodelasciencias.com/ojs/index.php/es/article/view/181>

Sadoulet, E., De Janvry, A., & Davis, B. (2001). Cash transfer programs with income multipliers: PROCAMPO in Mexico. *World development*, 29(6), 1043-1056. Recuperado de: <http://ebrary.ifpri.org/utills/getfile/collection/p15738coll2/id/47886/filename/43344.pdf>

Salinas, C., (2014). Análisis comparativo de los mecanismos de intervención considerados en los programas de transferencia condicionada de dinero en México, Brasil y Perú, en el contexto del nuevo milenio (2001-2006) (Tesis de Maestría). PUCP.

Sánchez, A., Jaramillo, M. (2012). Impacto del programa Juntos sobre nutrición temprana (Documento de Trabajo BCRP No. 2012-1). BCRP.

Sánchez, M. & Sauma, P. (2011). Vulnerabilidad económica externa, protección social y pobreza en América Latina: CEPAL. Recuperado de https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/39888/vulnerabilidad_economica_externa.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Schady, N. (2006). Programas de transferencia en efectivo condicionado: repaso de la información disponible. Estambul, Turquía: Tercera Conferencia Internacional sobre Transferencias en Efectivo Condicionadas.

Sen, Amartya (2000). Desarrollo y libertad, 8va. ed. Bogotá: Planeta.

Serrano, C. (2005). *La política social en la globalización. Programas de protección en América Latina*. CEPAL. Recuperado de: https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/5790/S057559_es.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Silva, R. & Stampini, M. (2018). Banco Interamericano de Desarrollo. *¿Cómo funciona el Programa Juntos? Mejores Prácticas en la Implementación de Programas de Transferencias Monetarias Condicionadas en América Latina y el Caribe*. <https://doi.org/10.18235/0001144>

Sotelo Tornero, M. (2017). El impacto del acceso a los servicios de agua y saneamiento sobre la desnutrición crónica infantil: evidencia del Perú. Recuperado de: <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/9841>

Stuart, E. A., Huskamp, H. A., Duckworth, K., Simmons, J., Song, Z., Chernew, M. E., & Barry, C. L. (2014). Using propensity scores in difference-in-differences models to estimate the effects of a policy change. *Health Services and Outcomes Research Methodology*, 14(4), 166–182. doi:10.1007/s10742-014-0123-z

Tenorio, D. (2014). Perú: diferencias salariales entre trabajadores del sector público y el sector privado 2004-2011. Recuperado de: <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/5889>

Vargas, J. A. C., & Eguiarte, M. D. C. H. (2017). Análisis del impacto del programa Oportunidades en el ingreso autónomo de sus beneficiarios. *Economía Informa*, 406, 62-79. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S018508491730049X>

Velasquez Alanoca, Y. M. (2017) Impacto de la transferencia monetaria condicionada del programa JUNTOS sobre el ingreso del hogar beneficiario en el Perú, 2013–2015. Recuperado de: <http://repositorio.unap.edu.pe/handle/UNAP/4902>

Valenzuela, I. (2013). Activos y contexto económico: Factores relacionados con la pobreza en el Perú (No. 2013-013).

Vélez, Roberto, Raymundo Campos y Enrique Huerta W. (2013), Reporte de movilidad social en México. Imagina tu futuro, Centro de Estudios Espinosa Yglesias, A.C. Recuperado de: <https://ceey.org.mx/wp-content/uploads/2018/06/Informe-de-Movilidad-Social-en-M%C3%A9xico.-Imagina-tu-futuro.pdf>

World Economic Forum. (2020). The Global Social Mobility Report 2020 Equality, Opportunity and a New Economic Imperative. Recuperado de: http://www3.weforum.org/docs/Global_Social_Mobility_Report.pdf

Yi, F., Lu, W., & Zhou, Y. (2016). Cash transfers and multiplier effect: lessons from the grain subsidy program in China. China Agricultural Economic Review. Recuperado de: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/CAER-07-2015-0078/full/html>

Zárate Ardela, P., Barreto, M., Durand, A., Morel, J.(2012). Insumos para una estrategia de egreso del Programa Juntos. IEP Instituto de Estudios Peruanos, Lima. Recuperado de: https://repositorio.iep.org.pe/bitstream/handle/IEP/943/zarate_insumosparaunaestrategia.pdf?sequence=5&isAllowed=y

Zegarra, E. (2016) Efectos dinámicos del programa Juntos en decisiones productivas de los hogares rurales del Perú (Informe Final Proyecto Mediano). CIES.