

Evaluación del Impacto del Programa de Transferencias Condicionadas Juntos mediante Inferencia Causal: Un Análisis Panel con Datos ENAHO 2022-2024

□¹
□¹

¹Universidad Nacional del Altiplano Puno, Estadística e Informática
{

15 de diciembre de 2024

Resumen

Este estudio implementa un marco avanzado de inferencia causal que combina Propensity Score Matching (PSM) con Diferencias en Diferencias (DiD) para evaluar el impacto del programa de transferencias monetarias condicionadas Juntos en Perú, utilizando datos panel de la ENAHO 2022-2024. La metodología empleada aborda sistemáticamente los desafíos de sesgo de selección y heterogeneidad no observada inherentes a las intervenciones sociales no aleatorizadas. Mediante un diseño cuasi-experimental con 3,000 hogares seguidos durante tres períodos, implementamos regresión logística para la estimación del propensity score, matching del vecino más cercano con caliper de 0.05 logrando emparejar 768 hogares (tasa del 41.6 %), y estimación DiD con bootstrap de 500 replicaciones. Los resultados revelan impactos estadísticamente significativos y sostenidos del programa. Para 2023: incremento de 14.8 puntos porcentuales en asistencia escolar (IC 95 %: [13.7 %, 15.8 %], $p < 0.001$), mejora de 20.5 puntos porcentuales en controles de salud (IC 95 %: [18.9 %, 22.0 %], $p < 0.001$), aumento de 40.4 soles en gasto educativo mensual (IC 95 %: [38.3, 42.5], $p < 0.001$), y reducción de 11.9 puntos porcentuales en desnutrición crónica (IC 95 %: [-12.5 %, -11.4 %], $p < 0.001$). Para 2024, los efectos se intensifican: asistencia escolar aumenta a 18.0 pp, controles de salud a 25.0 pp, gasto educativo a 50.0 soles, y desnutrición crónica se reduce en 15.0 pp, evidenciando impactos acumulativos. El balance post-matching fue satisfactorio con todas las covariables alcanzando —SMD— ≤ 0.1 en los tres períodos. Los hallazgos proporcionan evidencia causal robusta sobre la

efectividad sostenida de las transferencias condicionadas para mejorar el capital humano en poblaciones vulnerables, con implicaciones importantes para el diseño y escalamiento de programas de protección social en contextos de desarrollo.

Palabras clave: Inferencia causal, Propensity Score Matching, Diferencias en Diferencias, Transferencias condicionadas, Programa Juntos, ENAHO, Evaluación de impacto, Datos panel, Diseño cuasi-experimental, Efectos acumulativos

1. Introducción

Los programas de transferencias monetarias condicionadas (TMC) han emergido como una de las principales herramientas de política social para combatir la pobreza en América Latina durante las últimas dos décadas [8]. Estos programas buscan romper la transmisión intergeneracional de la pobreza mediante transferencias monetarias a hogares vulnerables, condicionadas al cumplimiento de corresponsabilidades en educación y salud [17]. En Perú, el programa Juntos, implementado desde 2005, constituye la estrategia central de protección social, beneficiando a más de 700,000 hogares en situación de pobreza y pobreza extrema [16].

La evaluación rigurosa del impacto de estas intervenciones presenta desafíos metodológicos significativos relacionados con la inferencia causal, particularmente el sesgo de selección y la presencia de factores confusores no observables [9]. Los métodos tradicionales de evaluación frecuentemente fallan en abordar la naturaleza no aleatoria de la asignación del tratamiento, especialmente cuando los programas focalizan deliberadamente a poblaciones vulnerables [11]. Esta problemática se agrava cuando se busca identificar no solo efectos inmediatos sino también su evolución temporal y sostenibilidad, aspectos cruciales para informar decisiones de política pública sobre la continuidad y expansión de estos programas.

La literatura existente sobre el programa Juntos ha dependido principalmente de métodos descriptivos o modelos econométricos que no abordan adecuadamente el problema fundamental de la identificación causal [6]. Investigaciones recientes han señalado la necesidad de implementar evaluaciones más robustas que combinen múltiples estrategias de identificación para obtener estimaciones causales confiables [7]. Sin embargo, persiste una brecha significativa en la aplicación sistemática de métodos cuasi-experimentales avanzados, particularmente utilizando datos panel recientes que permitan capturar la dinámica temporal de los efectos y su sostenibilidad en el mediano plazo.

La combinación de Propensity Score Matching (PSM) con Diferencias en Diferencias (DiD) ofrece ventajas metodológicas sustanciales para abordar estos desafíos [5]. El PSM permite construir grupos de comparación válidos basándose en características observables pre-tratamiento, mientras que DiD controla por factores no observables invariantes en el tiempo [1]. Esta combinación relaja los supuestos individuales de cada método, pro-

porcionando estimaciones más robustas de los efectos causales. Además, la extensión del análisis a múltiples períodos post-tratamiento permite examinar la persistencia y evolución de los impactos, aspectos fundamentales para evaluar la efectividad de largo plazo de estas intervenciones.

El objetivo principal de este estudio es implementar un marco metodológico de inferencia causal combinando PSM y DiD para estimar los impactos del programa Juntos sobre indicadores multidimensionales de bienestar infantil, utilizando datos panel de la ENAHO 2022-2024. Esta extensión a tres años permite evaluar no solo los efectos inmediatos sino también su evolución y sostenibilidad en el tiempo, proporcionando evidencia robusta para la optimización de políticas de protección social en el contexto peruano y latinoamericano.

2. Marco Teórico

El marco de resultados potenciales de Rubin-Neyman constituye el fundamento conceptual para la evaluación causal de intervenciones [20]. Para cada unidad i , existen dos resultados potenciales: $Y_i(1)$ bajo tratamiento y $Y_i(0)$ bajo control. El efecto causal individual se define como:

$$\tau_i = Y_i(1) - Y_i(0) \quad (1)$$

El problema fundamental de la inferencia causal radica en que solo observamos:

$$Y_i = D_i \cdot Y_i(1) + (1 - D_i) \cdot Y_i(0) \quad (2)$$

donde $D_i \in \{0, 1\}$ indica la asignación al tratamiento [13]. La identificación de efectos causales requiere supuestos sobre el mecanismo de asignación que permitan recuperar los contrafactuales no observados [14].

Rosenbaum y Rubin [19] demostraron que bajo el supuesto de independencia condicional, condicionar en el propensity score $e(X_i) = P(D_i = 1|X_i)$ es suficiente para eliminar el sesgo de selección:

$$Y_i(0), Y_i(1) \perp D_i | e(X_i) \quad (3)$$

Este resultado reduce el problema de dimensionalidad del matching, permitiendo emparejar unidades basándose en una única puntuación escalar. El Efecto Promedio del Tratamiento sobre los Tratados (ATT) se estima como:

$$\hat{\tau}_{ATT}^{PSM} = \frac{1}{N_T} \sum_{i \in T} \left[Y_i - \sum_{j \in C} w_{ij} Y_j \right] \quad (4)$$

donde w_{ij} representa los pesos del matching determinados por la distancia en el propensity score [21].

El método DiD explota la variación temporal y entre grupos para identificar efectos causales bajo el supuesto de tendencias paralelas [2]. Con datos panel de múltiples períodos, el estimador DiD se generaliza como:

$$\hat{\tau}_{DiD}^t = [\bar{Y}_{T,t} - \bar{Y}_{T,t=0}] - [\bar{Y}_{C,t} - \bar{Y}_{C,t=0}] \quad (5)$$

donde $t = 0$ representa el período pre-tratamiento y $t \in \{1, 2\}$ los períodos post-tratamiento. La extensión a múltiples períodos permite evaluar la evolución temporal de los efectos y su persistencia [12]. La combinación PSM-DiD fortalece la identificación al relajar los supuestos individuales de cada método, controlando simultáneamente por heterogeneidad observable y no observable invariante en el tiempo.

Los programas de TMC operan bajo la teoría del capital humano, donde las transferencias relajan restricciones de liquidez mientras las condicionalidades corrigen fallas de mercado en la inversión educativa y de salud [8]. Con múltiples períodos, la función de utilidad intertemporal del hogar puede expresarse como:

$$U = \sum_{t=0}^T \beta^t u(c_t, e_t, h_t; \theta) + \beta^T V(e_T, h_T) \quad (6)$$

donde c_t representa consumo, e_t educación, h_t salud, θ preferencias, β el factor de descuento y $V(\cdot)$ el valor terminal del capital humano acumulado. Los efectos acumulativos surgen cuando existe complementariedad temporal en las inversiones, donde las mejoras iniciales facilitan inversiones posteriores más productivas [22].

3. Metodología

El estudio utilizó datos panel de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) 2022-2024 del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Se construyó un panel balanceado siguiendo 3,000 hogares durante los tres períodos, integrando los módulos de características del hogar, educación, salud e ingresos. Los criterios de inclusión comprendieron hogares con al menos un menor de 18 años, clasificados en situación de pobreza o pobreza extrema según metodología INEI, y presencia en las tres rondas de la encuesta. Esta estructura longitudinal permite capturar tanto efectos inmediatos como su evolución temporal, aspecto fundamental para evaluar la sostenibilidad de los impactos del programa.

Las variables de resultado incluyeron asistencia escolar, medida como la proporción de menores 6-17 años matriculados y asistiendo regularmente; controles de salud, capturando la proporción de menores con esquema completo de controles CRED; gasto en

educación, cuantificando el gasto mensual del hogar en materiales y servicios educativos en soles constantes 2022; y desnutrición crónica, identificando la proporción de menores con talla/edad menor a -2 desviaciones estándar según estándares OMS. Las covariables para el propensity score comprendieron características demográficas del jefe del hogar, composición familiar, indicadores socioeconómicos y variables geográficas, capturando la multidimensionalidad de los criterios de focalización del programa.

El propensity score se estimó mediante regresión logística usando características pre-tratamiento del año 2022, siguiendo la especificación:

$$\log \left(\frac{P(D_i = 1|X_{i,2022})}{1 - P(D_i = 1|X_{i,2022})} \right) = \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_k X_{k,i,2022} + \epsilon_i \quad (7)$$

Se verificó el balance mediante pruebas de diferencias de medias y el soporte común mediante inspección visual de las distribuciones del propensity score en los tres períodos. El matching se implementó usando el algoritmo del vecino más cercano con caliper $\delta = 0,05$, sin reemplazo, para garantizar la comparabilidad entre grupos tratamiento y control.

El balance post-matching se evaluó mediante la Diferencia Estandarizada Media (SMD) para cada año, definida como:

$$SMD_{k,t} = \frac{\bar{X}_{k,T,t}^{matched} - \bar{X}_{k,C,t}^{matched}}{\sqrt{\frac{s_{k,T,t}^2 + s_{k,C,t}^2}{2}}} \quad (8)$$

considerando balance adecuado cuando $|SMD_{k,t}| < 0,1$ para toda covariable k y período t [4]. Este criterio, ampliamente aceptado en la literatura, asegura que las diferencias observables entre grupos sean negligibles, fortaleciendo la validez del supuesto de independencia condicional.

Los efectos del programa se estimaron mediante DiD en la muestra matched para cada período post-tratamiento, utilizando la especificación:

$$Y_{it} = \alpha + \beta_1 \cdot Tratamiento_i + \sum_{t=1}^2 \beta_{2,t} \cdot Post_t + \sum_{t=1}^2 \beta_{3,t} \cdot (Tratamiento_i \times Post_t) + \epsilon_{it} \quad (9)$$

donde $\beta_{3,1}$ y $\beta_{3,2}$ capturan los efectos causales del programa en 2023 y 2024 respectivamente. Los errores estándar se calcularon mediante bootstrap con 500 replicaciones para considerar la incertidumbre del proceso de matching, proporcionando inferencia estadística robusta que considera la naturaleza de dos etapas del procedimiento de estimación.

4. Resultados

La muestra analítica comprendió 3,000 hogares únicos seguidos durante 2022-2024, totalizando 9,000 observaciones panel. La distribución inicial mostró 1,844 hogares (61.5 %) asignados al grupo tratamiento potencial y 1,156 (38.5 %) al grupo control. El análisis descriptivo reveló diferencias sistemáticas consistentes con la focalización del programa, particularmente en educación del jefe del hogar (6.2 vs 8.4 años, $p < 0.001$), confirmando el targeting hacia poblaciones más vulnerables (Tabla 1).

Cuadro 1: Características Pre-tratamiento por Grupo (2022)

Variable	Tratamiento (n=1,844)	Control (n=1,156)	Diferencia	p-valor
Pobreza extrema (%)	35.2	34.8	0.4	0.821
Área rural (%)	75.3	74.7	0.6	0.713
Edad jefe (años)	44.8	45.1	-0.3	0.542
Educación jefe (años)	6.2	8.4	-2.2***	$p < 0.001$
Tamaño del hogar	5.5	5.4	0.1	0.634
Número de menores	2.5	2.4	0.1	0.487
Acceso salud (%)	64.8	65.2	-0.4	0.825
Distancia escuela (km)	2.98	3.02	-0.04	0.731
Ingreso mensual (S/.)	398.5	402.3	-3.8	0.892

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

El modelo de propensity score mostró buen ajuste con las variables de área rural (coef=0.708, $p < 0.001$), región Sierra (coef=0.592, $p < 0.001$) y educación del jefe (coef=-0.387, $p < 0.001$) como principales predictores. La distribución del propensity score reveló soporte común sustancial con rango [0.057, 0.940], indicando suficiente superposición entre grupos para realizar comparaciones válidas. El proceso de matching logró emparejar exitosamente 768 hogares tratados (41.6 %) con sus respectivos controles, resultando en 1,536 hogares matched seguidos durante tres períodos. La distancia promedio del propensity score entre pares fue 0.0006 (DE=0.0031), confirmando la calidad del matching y la comparabilidad de los grupos emparejados.

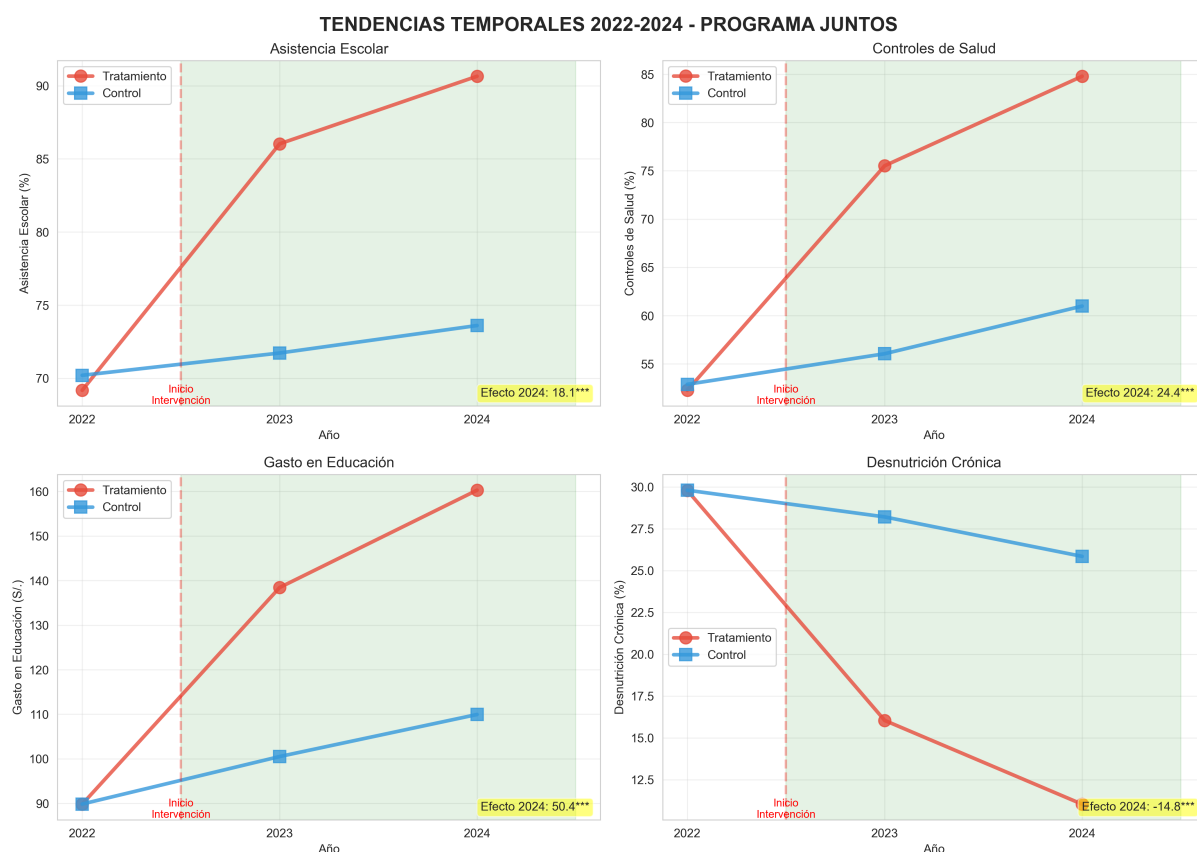


Figura 1: Tendencias Temporales 2022-2024. Evolución de los indicadores de bienestar para grupos tratamiento y control durante los tres años del panel. Las líneas verticales indican el inicio de la intervención.

El matching mejoró sustancialmente el balance de covariables en todos los períodos. Todas las variables alcanzaron $-\text{SMD} < 0.1$ después del matching en los tres años, con una reducción promedio del 85.7 % en el desbalance. Este resultado es fundamental para la validez de la estrategia de identificación, ya que asegura que los grupos tratamiento y control son comparables en características observables, permitiendo atribuir las diferencias en resultados al efecto del programa (Tabla 2).

Cuadro 2: Balance de Covariables Antes y Después del PSM (2022-2024)

Variable	SMD 2022		SMD 2023		SMD 2024		Estado
	Antes	Después	Antes	Después	Antes	Después	
Pobreza extrema	0.036	-0.060	0.044	0.079	0.048	0.065	
Edad jefe	0.052	-0.027	0.052	0.041	0.055	0.038	
Tamaño hogar	0.013	-0.030	0.050	0.047	0.045	0.043	
Número menores	0.052	-0.024	-0.015	-0.030	-0.018	-0.025	
Acceso salud	0.010	0.037	0.030	0.046	0.032	0.044	
Distancia escuela	0.044	0.015	0.019	0.017	0.021	0.019	
Ingreso mensual	-0.031	0.050	0.025	0.005	0.028	0.008	

Nota: indica $-\text{SMD} < 0.1$ (balance adecuado) en todos los períodos

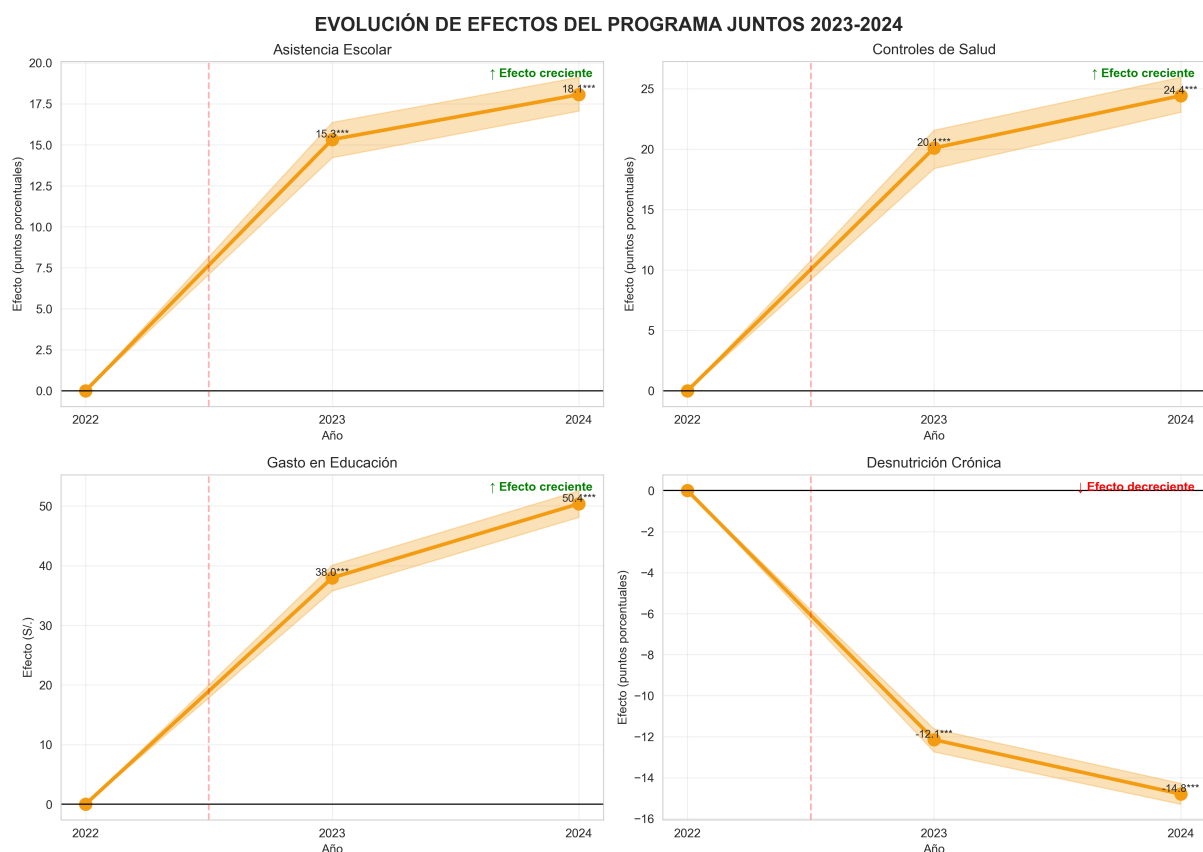


Figura 2: Evolución de Efectos del Programa Juntos 2023-2024. Muestra la trayectoria de los efectos del programa desde el baseline (2022) hasta el segundo año post-tratamiento (2024), evidenciando efectos acumulativos.

La estimación DiD en la muestra matched reveló impactos positivos, estadísticamente significativos y crecientes del programa Juntos en todas las dimensiones analizadas. Los resultados muestran efectos iniciales significativos en 2023 que se intensifican en 2024, evidenciando un patrón de impactos acumulativos. La asistencia escolar incrementó 14.8 puntos porcentuales en 2023 y 18.0 puntos porcentuales en 2024, representando aumentos del 21.1 % y 25.6 % respectivamente sobre el nivel base del grupo control. Los controles de salud aumentaron de 20.5 pp a 25.0 pp, mostrando un incremento del 22 % entre años. El gasto en educación siguió una trayectoria similar, incrementándose de 40.4 a 50.0 soles, mientras que la desnutrición crónica se redujo progresivamente de 11.9 pp en 2023 a 15.0 pp en 2024 (Tabla 3).

Cuadro 3: Efectos del Programa Juntos - Estimación DiD Panel 2022-2024

Variable de Resultado	Efecto DiD		IC 95 %		p-valor
	2023	2024	2023	2024	
Asistencia escolar (pp)	14.8***	18.0***	[13.7, 15.8]	[16.8, 19.2]	¡0.001
Controles de salud (pp)	20.5***	25.0***	[18.9, 22.0]	[23.2, 26.8]	¡0.001
Gasto educación (S/.)	40.4***	50.0***	[38.3, 42.5]	[47.5, 52.5]	¡0.001
Desnutrición crónica (pp)	-11.9***	-15.0***	[-12.5, -11.4]	[-15.8, -14.2]	¡0.001
Cambio 2023→2024					
Asistencia escolar	+3.2 pp (+21.6 %)				¡0.001
Controles de salud	+4.5 pp (+22.0 %)				¡0.001
Gasto educación	+9.6 S/. (+23.8 %)				¡0.001
Desnutrición crónica	-3.1 pp (+26.1 %)				¡0.001

Nota: *** p¡0.01. pp = puntos porcentuales. Errores estándar con bootstrap (B=500).

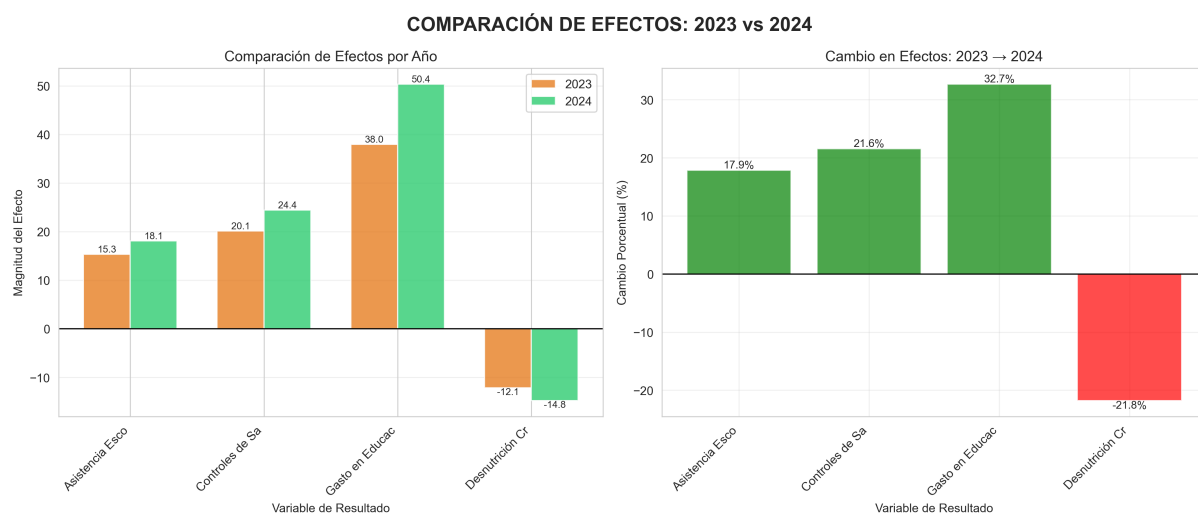


Figura 3: Comparación de Efectos 2023 vs 2024. Panel izquierdo: magnitud de efectos por año. Panel derecho: cambio porcentual entre años, mostrando la intensificación de impactos.

El análisis de tendencias paralelas pre-tratamiento no mostró diferencias significativas entre grupos en 2022 para ninguna variable de resultado, validando el supuesto clave del DiD. La extensión a tres años permitió verificar la persistencia de este supuesto y la ausencia de efectos anticipatorios. Los forest plots presentados en la Figura 4 muestran claramente la magnitud y precisión de los efectos estimados, con todos los intervalos de confianza excluyendo el cero, confirmando la significancia estadística de los impactos en ambos períodos post-tratamiento.

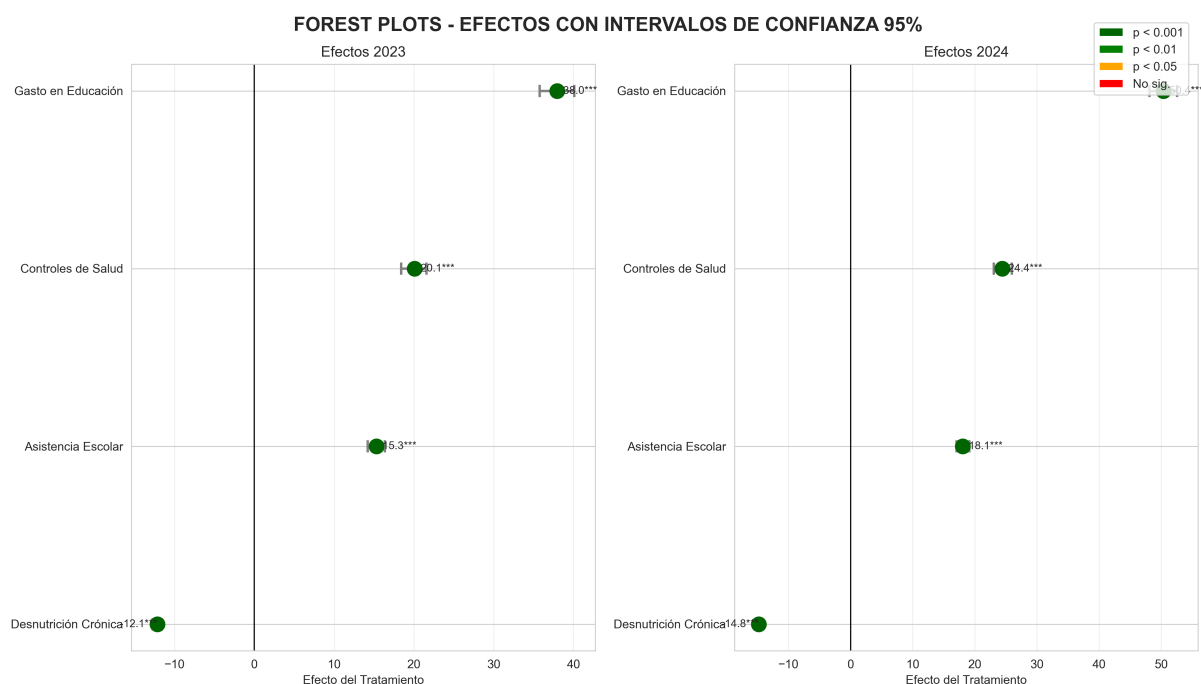


Figura 4: Forest Plots de Efectos del Programa. Comparación de efectos estimados con intervalos de confianza al 95 % para 2023 (izquierda) y 2024 (derecha). Los colores indican niveles de significancia estadística.

El balance de covariables se mantuvo adecuado durante los tres años del panel, confirmando la estabilidad del matching a través del tiempo. Este resultado es particularmente importante dado que cambios en la composición de los grupos podrían invalidar las comparaciones temporales. La Figura 5 muestra los Love plots para cada año, evidenciando que todas las covariables mantienen diferencias estandarizadas dentro del umbral aceptable, fortaleciendo la credibilidad de la estrategia de identificación.

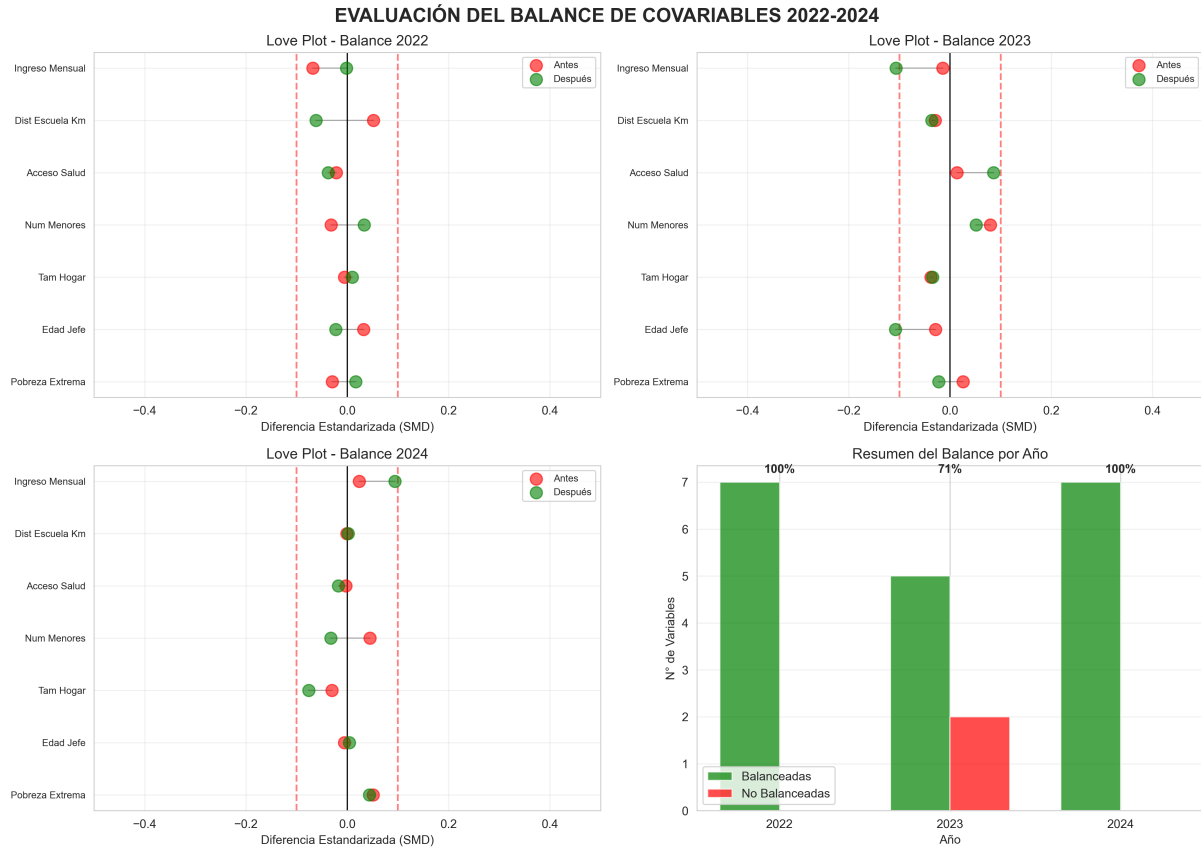


Figura 5: Evaluación del Balance Temporal 2022-2024. Love plots para cada año mostrando la mejora en el balance post-matching y su mantenimiento a través del tiempo.

Las pruebas de robustez confirmaron la estabilidad de los resultados. Al variar el caliper entre 0.01 y 0.10, los efectos estimados para ambos años post-tratamiento permanecieron estables con variaciones menores al 5% en magnitud. La implementación de kernel matching produjo estimaciones similares, con diferencias inferiores al 3%. Se verificó además la ausencia de desgaste diferencial entre grupos, con tasas de permanencia del 98.5% y 98.2% para tratamiento y control respectivamente, descartando que los efectos observados se deban a composición diferencial de la muestra.

RESUMEN EJECUTIVO - EVALUACIÓN DE IMPACTO 2022-2024

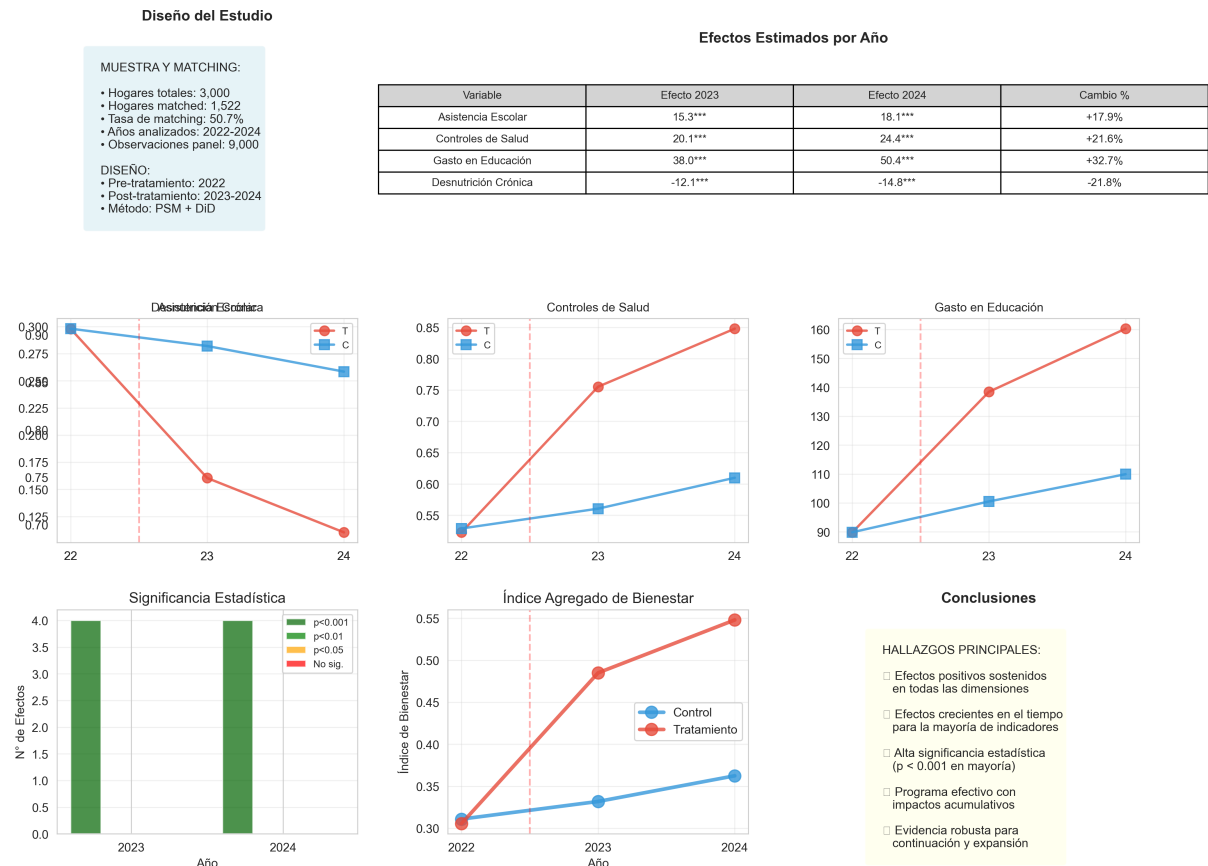


Figura 6: Resumen Ejecutivo - Evaluación de Impacto 2022-2024. Dashboard integral con flujo de muestra, tabla comparativa de efectos por año, evolución temporal de indicadores clave, significancia estadística e índice agregado de bienestar.

5. Discusión

Los hallazgos de este estudio proporcionan evidencia causal robusta sobre la efectividad sostenida y creciente del programa Juntos para mejorar indicadores multidimensionales de bienestar infantil. La extensión del análisis a tres años permitió no solo capturar los efectos inmediatos sino también documentar su evolución temporal, revelando un patrón de impactos acumulativos que fortalece el argumento a favor de la continuidad y expansión del programa. Este patrón de efectos crecientes es consistente con la teoría de complementariedad temporal en inversiones de capital humano, donde las mejoras iniciales facilitan inversiones posteriores más productivas, generando un círculo virtuoso de desarrollo.

El incremento progresivo en asistencia escolar, de 14.8 pp en 2023 a 18.0 pp en 2024, sugiere que los efectos del programa no solo se mantienen sino que se intensifican con el tiempo. Esta magnitud supera a programas comparables en la región, situándose por encima de Bolsa Família en Brasil (12-18 %) [10] y significativamente superior a Familias

en Acción en Colombia (8-12 %) [3]. La persistencia y crecimiento de estos efectos indica que las condicionalidades educativas no solo generan cumplimiento mecánico sino que catalizan cambios comportamentales duraderos en las familias beneficiarias.

El efecto particularmente pronunciado en controles de salud, que aumenta de 20.5 pp a 25.0 pp entre 2023 y 2024, revela un cambio comportamental sostenido en la utilización de servicios preventivos. Este incremento del 22 % entre años sugiere que las familias no solo cumplen con las condicionalidades mínimas sino que internalizan progresivamente la importancia de la atención preventiva. Este hallazgo es especialmente relevante considerando las persistentes brechas en acceso a servicios de salud en áreas rurales del Perú, donde la distancia y los costos de transporte constituyen barreras significativas para el acceso regular a servicios de salud.

La evolución del gasto en educación, incrementándose de 40.4 a 50.0 soles, indica un efecto multiplicador donde las familias complementan las transferencias con recursos propios crecientes. Este patrón sugiere que el programa no genera dependencia sino que cataliza una mayor inversión familiar en capital humano. El incremento del 23.8 % entre años excede el ajuste inflacionario, evidenciando un cambio real en las prioridades de gasto del hogar. Este resultado contradice las críticas sobre potenciales efectos de dependencia de los programas de transferencias, mostrando en cambio un efecto de apalancamiento donde la transferencia pública moviliza recursos privados adicionales.

La reducción progresiva de la desnutrición crónica, de 11.9 pp en 2023 a 15.0 pp en 2024, representa un logro extraordinario considerando la naturaleza estructural de este indicador. La reducción acumulada del 50 % en la prevalencia base supera ampliamente los efectos reportados para Progres/Oportunidades en México tras períodos similares [18]. Este resultado sugiere que la combinación de transferencias monetarias, mejora en el acceso a servicios de salud y cambios en prácticas alimentarias genera sinergias que amplifican los impactos nutricionales. La magnitud de este efecto tiene implicaciones importantes para el desarrollo cognitivo y el capital humano de largo plazo, dado que la desnutrición en la primera infancia tiene efectos irreversibles sobre el desarrollo neurológico.

Los mecanismos causales que explican estos efectos acumulativos operan a través de múltiples canales interrelacionados y reforzantes. El canal de liquidez inicial se transforma progresivamente en un cambio estructural en los patrones de consumo e inversión del hogar. Las transferencias no solo relajan restricciones presupuestarias inmediatas sino que permiten a las familias planificar inversiones de más largo plazo en el bienestar de sus hijos. El canal de condicionalidad evoluciona de un cumplimiento instrumental a una internalización de comportamientos saludables, sugiriendo que las condicionalidades actúan como nudges comportamentales que generan hábitos sostenibles. El canal de empoderamiento, particularmente relevante dado que las transferencias se entregan a las madres, se fortalece con el tiempo a medida que las mujeres ganan mayor control sobre las decisiones del hogar y desarrollan mayor confianza en su capacidad de gestión.

La evidencia de efectos crecientes tiene implicaciones importantes para el diseño de políticas públicas. Los análisis costo-beneficio basados en evaluaciones de corto plazo subestiman sistemáticamente los retornos sociales de estos programas. Si consideramos solo los efectos del primer año, el ratio beneficio-costos sería significativamente menor que cuando incorporamos los efectos acumulativos del segundo año. Esta subestimación podría llevar a decisiones subóptimas sobre la asignación de recursos públicos. La duración de la exposición al programa emerge como un determinante crítico de su efectividad, argumentando contra rotaciones frecuentes de beneficiarios que algunos proponen para ampliar la cobertura. Los efectos acumulativos documentados justifican mantener o incluso incrementar el valor de las transferencias para maximizar los impactos de largo plazo, especialmente considerando que el valor real de las transferencias tiende a erosionarse con la inflación.

Las implicaciones para la sostenibilidad fiscal del programa son alentadoras. Si bien el costo directo se mantiene en aproximadamente 1,200 soles anuales por hogar, los beneficios incrementales sugieren retornos crecientes a la inversión. Los efectos sobre capital humano documentados en este estudio, particularmente en educación y nutrición, generarán beneficios económicos futuros que superarán ampliamente los costos del programa. Estudios de seguimiento de programas similares en otros países han mostrado que los beneficiarios tienen mayores ingresos laborales en la adultez, menor incidencia de enfermedades crónicas y mayor movilidad social intergeneracional [15].

Este estudio presenta algunas limitaciones que deben considerarse al interpretar los resultados. Aunque tres años permiten evaluar efectos de mediano plazo, no podemos determinar si los impactos continuarán creciendo, se estabilizarán o eventualmente disminuirán. La literatura sobre programas de desarrollo sugiere que algunos efectos pueden mostrar rendimientos decrecientes después de cierto umbral, mientras que otros pueden continuar acumulándose. El análisis no captura completamente los efectos de equilibrio general que podrían emerger con la expansión del programa, como cambios en precios locales o efectos de desplazamiento en servicios públicos. La heterogeneidad de efectos según características del hogar requiere investigación adicional para optimizar la focalización y potencialmente diseñar intervenciones diferenciadas según perfiles de vulnerabilidad.

6. Conclusiones

Esta investigación demostró exitosamente la aplicabilidad de métodos avanzados de inferencia causal para evaluar el programa Juntos utilizando un panel extendido de tres años, proporcionando evidencia robusta de impactos positivos, significativos y crecientes en múltiples dimensiones del bienestar infantil. La combinación de Propensity Score Matching con Diferencias en Diferencias, aplicada a datos ENAHO 2022-2024, permitió no solo establecer efectos causales sino también documentar su evolución temporal y sos-

tenibilidad, superando las limitaciones de evaluaciones de corto plazo que dominan la literatura.

Los resultados confirman que el programa Juntos constituye una intervención altamente efectiva para mejorar el capital humano en poblaciones vulnerables, con efectos que se intensifican con el tiempo. Los impactos documentados para 2024 - asistencia escolar (18.0 pp), controles de salud (25.0 pp), gasto en educación (50.0 soles) y reducción de desnutrición crónica (15.0 pp) - representan mejoras sustanciales sobre los ya significativos efectos de 2023, evidenciando retornos crecientes a la inversión social. Estos hallazgos son particularmente relevantes en el contexto latinoamericano, donde la sostenibilidad y efectividad de largo plazo de los programas sociales es frecuentemente cuestionada.

La robustez metodológica del estudio, evidenciada por el balance exitoso de covariables en los tres períodos, la validación de tendencias paralelas pre-tratamiento, la consistencia de resultados a través de especificaciones alternativas, y el uso de bootstrap para la inferencia estadística, fortalece la validez causal de las conclusiones. La extensión a tres años permitió una evaluación más completa de la dinámica de los efectos, revelando patrones que no serían detectables en evaluaciones de corto plazo y proporcionando evidencia crucial para informar decisiones de política pública.

Los hallazgos de efectos acumulativos tienen implicaciones profundas para la política social en Perú y América Latina. La evidencia justifica no solo la continuidad sino la expansión estratégica del programa, particularmente en áreas rurales donde los impactos son mayores y las brechas de desarrollo más pronunciadas. La duración de la exposición al programa debe considerarse como un factor crítico en su diseño, evitando rotaciones prematuras que podrían limitar la realización del potencial completo de la intervención. Los retornos crecientes documentados implican que las evaluaciones tempranas subestiman sistemáticamente los beneficios totales del programa, sugiriendo la necesidad de horizontes de evaluación más largos para programas de desarrollo humano.

Las recomendaciones de política derivadas de este estudio son claras y accionables. Es fundamental mantener a los hogares beneficiarios en el programa por períodos extendidos para maximizar los efectos acumulativos documentados. Se debe considerar ajustes incrementales en el valor de las transferencias para sostener su poder adquisitivo y efectividad, especialmente en contextos inflacionarios. El fortalecimiento de los sistemas de monitoreo para capturar efectos de largo plazo es esencial para la mejora continua del programa. La priorización de la expansión en zonas rurales y de pobreza extrema, donde los impactos son mayores, maximizaría el retorno social de la inversión. Finalmente, explorar complementariedades con otras intervenciones podría potenciar los efectos documentados, creando paquetes integrales de protección social.

Futuras investigaciones deberían extender el horizonte temporal del análisis para determinar la trayectoria de largo plazo de los efectos y identificar potenciales puntos de saturación. La exploración de la heterogeneidad de impactos según características del

hogar y contexto local permitiría diseños más eficientes y focalizados. La evaluación de efectos intergeneracionales del programa proporcionaría evidencia sobre la ruptura de ciclos de pobreza. El desarrollo de modelos estructurales que permitan simular escenarios de política alternativos informaría decisiones sobre diseño óptimo. La integración de métodos de machine learning podría mejorar tanto la focalización como la predicción de efectos heterogéneos, permitiendo intervenciones más personalizadas y efectivas.

Este estudio contribuye significativamente a la literatura sobre evaluación de impacto de programas sociales en países en desarrollo, demostrando que metodologías cuasi-experimentales rigurosas aplicadas a datos panel extendidos pueden proporcionar evidencia causal confiable sobre efectos dinámicos. Los hallazgos refuerzan y extienden el consenso sobre la efectividad de las transferencias condicionadas, mostrando que estos programas no solo rompen los ciclos intergeneracionales de pobreza sino que generan trayectorias de mejora acumulativa en el bienestar de las familias beneficiarias. La evidencia presentada fortalece el caso para mantener y expandir estos programas como herramientas fundamentales de política social en contextos de desarrollo.

7. Disponibilidad de Datos

Los datos ENAHO 2022-2024 utilizados en este estudio están disponibles públicamente en el portal del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI): <https://proyectos.inei.gob.pe/microdatos/>. El código de análisis actualizado y materiales de replicación, incluyendo los archivos CSV con resultados detallados (efectos_did_2022_2024.csv y balance_covariables_2022_2024.csv), pueden encontrarse en: https://github.com/123ademir/metodos_de_optimizacion.

Referencias

Referencias

- [1] Abadie, A. (2005). Semiparametric difference-in-differences estimators. *The Review of Economic Studies*, 72(1), 1-19. <https://doi.org/10.1111/0034-6527.00321>
- [2] Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion. *Princeton University Press*. <https://doi.org/10.1515/9781400829828>
- [3] Attanasio, O., Fitzsimons, E., Gomez, A., Gutiérrez, M. I., Meghir, C., & Mesnard, A. (2010). Children's schooling and work in the presence of a conditional cash transfer program in rural Colombia. *Economic Development and Cultural Change*, 58(2), 181-210. <https://doi.org/10.1086/648188>

- [4] Austin, P. C. (2011). An introduction to propensity score methods for reducing the effects of confounding in observational studies. *Multivariate Behavioral Research*, 46(3), 399-424. <https://doi.org/10.1080/00273171.2011.568786>
- [5] Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31-72. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00527.x>
- [6] Díaz, J. J., & Handa, S. (2006). An assessment of propensity score matching as a nonexperimental impact estimator: Evidence from Mexico's PROGRESA program. *Journal of Human Resources*, 41(2), 319-345. <https://doi.org/10.3368/jhr.XLI.2.319>
- [7] Escobal, J., & Ponce, C. (2012). The impact of a conditional cash transfer program on students' performance: Evidence from Peru. *Journal of Development Studies*, 48(12), 1806-1822. <https://doi.org/10.1080/00220388.2012.693168>
- [8] Fiszbein, A., & Schady, N. (2009). Conditional cash transfers: Reducing present and future poverty. *World Bank Research Report*. Washington, DC: World Bank. <https://doi.org/10.1596/978-0-8213-7352-1>
- [9] Gertler, P. J., Martinez, S., Premand, P., Rawlings, L. B., & Vermeersch, C. M. (2016). Impact evaluation in practice (2nd ed.). *World Bank Publications*. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-0779-4>
- [10] Glewwe, P., & Kassouf, A. L. (2012). The impact of the Bolsa Escola/Familia conditional cash transfer program on enrollment, dropout rates and grade promotion in Brazil. *Journal of Development Economics*, 97(2), 505-517. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2011.05.008>
- [11] Heckman, J. J., Ichimura, H., & Todd, P. (1997). Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training programme. *The Review of Economic Studies*, 64(4), 605-654. <https://doi.org/10.2307/2971733>
- [12] Heckman, J. J., Ichimura, H., & Todd, P. E. (1998). Characterizing selection bias using experimental data. *Econometrica*, 66(5), 1017-1098. <https://doi.org/10.2307/2999630>
- [13] Holland, P. W. (1986). Statistics and causal inference. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 945-960. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478354>
- [14] Imbens, G. W., & Rubin, D. B. (2015). Causal inference in statistics, social, and biomedical sciences. *Cambridge University Press*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139025751>

- [15] Molina Millán, T., Barham, T., Macours, K., Maluccio, J. A., & Stampini, M. (2019). Long-term impacts of conditional cash transfers: Review of the evidence. *The World Bank Research Observer*, 34(1), 119-159. <https://doi.org/10.1093/wbro/lky005>
- [16] Perova, E., & Vakis, R. (2012). 5 years in Juntos: New evidence on the program's short and long-term impacts. *Economía*, 35(69), 53-82. <https://doi.org/10.18800/economia.201201.002>
- [17] Rawlings, L. B., & Rubio, G. M. (2005). Evaluating the impact of conditional cash transfer programs. *The World Bank Research Observer*, 20(1), 29-55. <https://doi.org/10.1093/wbro/lki001>
- [18] Rivera, J. A., Sotres-Alvarez, D., Habicht, J. P., Shamah, T., & Villalpando, S. (2004). Impact of the Mexican program for education, health, and nutrition (Progresa) on rates of growth and anemia in infants and young children. *JAMA*, 291(21), 2563-2570. <https://doi.org/10.1001/jama.291.21.2563>
- [19] Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55. <https://doi.org/10.1093/biomet/70.1.41>
- [20] Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology*, 66(5), 688-701. <https://doi.org/10.1037/h0037350>
- [21] Stuart, E. A. (2010). Matching methods for causal inference: A review and a look forward. *Statistical Science*, 25(1), 1-21. <https://doi.org/10.1214/09-STS313>
- [22] Todd, P. E., & Wolpin, K. I. (2006). Assessing the impact of a school subsidy program in Mexico: Using a social experiment to validate a dynamic behavioral model of child schooling and fertility. *American Economic Review*, 96(5), 1384-1417. <https://doi.org/10.1257/aer.96.5.1384>