

Valoraciones de las Transferencias Monetarias en la Inasistencia Escolar 2024 y Transición Escolar 2024-2025 en Honduras (Elaborado por la Unidad Administradora de Proyectos, UAP-SEDESOL)

1. Introducción

Este estudio permite intuir de manera científica los efectos que podría tener el programa de transferencias monetarias condicionadas (TMC) en la probabilidad de que estudiantes entre 6 y 18 años continúen su trayectoria escolar entre los años 2024 y 2025. El análisis utiliza datos administrativos con información socioeconómica, educativa y territorial de estudiantes, familias y contextos departamentales.

El análisis empleó como fuente primaria los registros administrativos provenientes del Sistema Administrativo de Centros Educativos (SACE), de donde se obtuvo información sobre la matrícula correspondiente a los años 2020, 2024 y 2025, así como datos de inasistencia del año 2024. Además, se utilizaron las observaciones socioeconómicas de los hogares registrados en el Sistema de Registros de Beneficiarios de Honduras (SIRBHO), levantados en su mayoría durante el año 2022. Asimismo, se incorporaron las planillas pagadas del programa de Transferencias Monetarias Condicionadas (TMC) correspondientes al período 2022–2024, provenientes del Sistema de Registros de la Red Solidaria (SIREs).

El presente estudio se centra en las 2,007 aldeas priorizadas por el programa de la Red Solidaria y permite examinar los efectos sobre los indicadores de transición escolar, inasistencia y deserción de aquellos niños de entre 6 y 18 años de hogares que recibieron ninguna, una, dos o hasta tres transferencias monetarias durante el período 2022-2024.

2. Objetivo

Cuantificar el efecto del número de pagos recibidos (variable **totalpagados22_24**) sobre indicadores educativos entre 2024 y 2025, controlando por características demográficas, socioeconómicas y educativas, así como por diferencias territoriales a nivel departamental y por ciclo educativo.

3. Datos y Variables de modelos econométricos

- **Variable dependiente:**
 - *transicion_24_25*: Indicadora binaria de matrícula en grado $n+1$ en 2025, dado matrícula en grado n en 2024.
- **Variable de tratamiento:**
 - *totalpagados22_24*: Número de pagos recibidos en el período 2022 al 2024 (0,1,2,3).
- **Variables de control o pretratamiento:**
 - Edad (2022)
 - Sexo
 - Total personas en el hogar (2022)
 - Suma de carencias multidimensionales del hogar (IPM 2022)
 - Escolaridad del jefe y del cónyuge del hogar (2022)

- Ciclo educativo 2020 (*ib6_grado2020_cat*) agrupado en preescolar, primer ciclo básico, segundo ciclo básico, tercer ciclo básico, educación media, y categoría especial para no matriculados.
- Departamento de residencia del año 2020 (variable *codep*)

Es importante mencionar que el Índice de Pobreza Multidimensional (IPM) que se empleó como modelo para la focalización individual del programa, está conformado por 15 indicadores que permiten identificar distintas carencias que enfrentan los hogares. Estos indicadores ilustran privaciones relacionadas con las condiciones de la vivienda, así como con el acceso a servicios básicos como agua, saneamiento y alumbrado. Asimismo, el índice incorpora dimensiones vinculadas al mercado laboral y al bienestar social, incluyendo problemáticas como el trabajo infantil, entre otras situaciones que reflejan limitaciones en las condiciones de vida de la población.

En el proceso de análisis se intentó estimar la distancia entre la vivienda del estudiante y el centro educativo al que asiste, considerando tanto **distancias lineales** como **distancias aproximadas por carreteras o caminos rurales**. No obstante, durante la construcción de esta variable se identificaron diversas limitaciones en la calidad de la información geográfica. En particular, se observaron **imprecisiones en las coordenadas de latitud y longitud registradas**, así como posibles inconsistencias asociadas a **cambios de residencia de los hogares entre diferentes departamentos**. Esto se evidenció al comparar los registros del Sistema de Registro de Beneficiarios de Honduras (SIRBHO) levantados en 2022 con información administrativa de años posteriores (2024 y 2025), donde algunos hogares aparecen localizados en departamentos distintos. Debido a estas inconsistencias y al riesgo de introducir sesgos en las estimaciones, se decidió **no incorporar la variable de distancia en el análisis final**.

4. Metodología empleada para medir efectos de las TMC en la Transición escolar

• 4.1 Modelo de regresión lineal (OLS) con efectos fijos por departamento y ciclo educativo

Para estimar el efecto del programa de transferencias sobre la transición educativa entre los años 2024 y 2025 se estimó un modelo de regresión lineal con controles individuales, del hogar, del nivel educativo y del contexto territorial. La variable dependiente corresponde a un indicador binario que toma el valor de uno si el estudiante realizó la transición educativa entre los ciclos escolares 2024 y 2025, y cero en caso contrario.

La especificación general del modelo estimado es la siguiente:

$$transicion24a25_i = \beta_0 + \beta_1 totalpagados22a24_i + \beta_2 X_i + \gamma_{d(i)} + \theta_{g(i)} + \varepsilon_i$$

donde:

- X_i es el vector de covariables de control descritas en la sección 3.
- $\gamma_{d(i)}$ son los **efectos fijos por departamento** (18 departamentos) que controlan por factores territoriales no observables.
- $\theta_{g(i)}$ son los **efectos fijos por ciclo educativo** (*ib6_grado2020_cat*) que capturan diferencias sistemáticas entre grados o ciclos educativos, como cobertura escolar, disponibilidad de docentes y tasas de deserción histórica.
- ε_i es el término de error, con errores estándar **clusterizados por departamento**, para corregir la posible correlación entre estudiantes de un mismo departamento.

Los efectos fijos departamentales permiten controlar por factores estructurales que varían entre territorios y que pueden influir en las oportunidades educativas de los estudiantes, tales como la disponibilidad de centros educativos, el nivel de urbanización, las condiciones socioeconómicas regionales y la infraestructura educativa. Se considero como base al departamento de Francisco Morazán debido a que posee la mayor cobertura educativa del país.

Incorporar efectos fijos por ciclo educativo permite comparar estudiantes dentro del mismo nivel educativo, aislando el efecto del programa de TMC de diferencias estructurales entre grados, como la menor oferta en educación media o la mayor cobertura en el segundo ciclo básico.

Adicionalmente, los errores estándar fueron estimados utilizando una corrección por agrupamiento (cluster) a nivel de departamento. Esta estrategia permite corregir la posible correlación intra-grupo entre observaciones pertenecientes al mismo departamento. En contextos territoriales, los estudiantes que residen dentro de una misma unidad geográfica tienden a compartir características comunes no observadas, como políticas educativas locales, condiciones del mercado laboral, disponibilidad de transporte escolar o calidad de la infraestructura educativa. Estas características pueden generar correlación entre los términos de error de las observaciones dentro de un mismo departamento.

Si esta correlación no se tiene en cuenta, los errores estándar del modelo podrían subestimarse, lo que incrementa el riesgo de obtener niveles de significancia estadística artificialmente altos. Al clusterizar los errores estándar por departamento se permite que los errores estén correlacionados dentro de cada unidad territorial, mientras que se mantiene la independencia entre departamentos.

Formalmente, la matriz de varianza-covarianza robusta clusterizada permite relajar el supuesto de independencia de los errores dentro de cada grupo territorial, produciendo estimaciones más robustas de la varianza de los coeficientes. Este procedimiento es especialmente recomendable en análisis con datos microeconómicos donde las observaciones están naturalmente agrupadas por unidades geográficas o institucionales.

En la implementación empírica, el modelo fue estimado mediante mínimos cuadrados ordinarios con errores estándar robustos agrupados por departamento utilizando la opción `vce(cluster codep)` en el software Stata.

5. Resultados e Interpretación del modelo econométrico del efecto de las TMC en la Transición escolar 2024/2025 (Cuadro No1).

5.1 Impacto del programa (totalpagados22_24)

- Recibir 2 o 3 pagos aumenta significativamente la probabilidad de transición educativa. El efecto es más fuerte para 3 pagos, confirmando la efectividad del programa como incentivo y soporte económico para la continuidad escolar.

5.2 Variables sociodemográficas y del hogar

- **Edad:** Mayor edad reduce la probabilidad de transición (efecto negativo), indicando rezago escolar.
- **Sexo:** Ser niño del sexo masculino reduce la probabilidad de transición (efecto negativo), indicando rezago escolar o bien factores debidos al trabajo infantil dentro de la frontera de producción del sistema de cuentas nacionales.
- **Tamaño del hogar y carencias IPM:** Más personas y carencias reducen la probabilidad de avanzar.
- **Escolaridad del jefe y cónyuge:** Mayor escolaridad aumenta la probabilidad de transición.

5.3 Ciclo educativo 2020 (efectos fijos)

- La categoría base es el segundo ciclo básico (grados 4 a 6), con mejor cobertura educativa.
- Ciclos preescolar, tercer ciclo y educación media tienen menores probabilidades de transición, reflejando menor oferta y mayores riesgos de abandono.

5.4 Departamento (efectos fijos)

- Los departamentos más urbanos como Francisco Morazán y Cortés presentan mayor probabilidad de transición, reflejando desigualdades territoriales en infraestructura y cobertura educativa.

6. Conclusiones y recomendaciones del modelo transición educativa

- **Efectividad del programa:** Las transferencias monetarias condicionadas aumentan la probabilidad de transición, especialmente cuando se reciben múltiples pagos.
- **Factores socioeconómicos críticos:** Edad avanzada, hogares grandes y con más carencias disminuyen la probabilidad de transición, sugiriendo intervención focalizada.
- **Diferencias educativas y territoriales:** Incorporar efectos fijos por ciclo educativo y departamento permite aislar el efecto del programa y evidencia desigualdades entre niveles y territorios.
- **Política educativa:** Priorizar mayor cobertura en ciclos con mayor abandono (preescolar, tercer ciclo básico y educación media) y diseñar programas complementarios para hogares vulnerables.

Cuadro No1: Modelo OLS para estimar efectos de las TMC en la transición escolar de los años 2024-2025

transicion_24_25	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
TotalPagados22_24 ~0	0	.	.	.	.	.	
1	.011	.007	1.67	.115	-.003	.025	
2	.011	.005	2.13	.049	0	.023	**
3	.016	.006	2.73	.015	.004	.028	**
Edad	-.048	.002	-25.53	0	-.052	-.044	***
Sexo	-.03	.004	-7.88	0	-.037	-.022	***
total_personas	-.005	.001	-4.69	0	-.008	-.003	***
suma_carencias_IPM	-.225	.018	-12.51	0	-.263	-.187	***
escolaridad_jefe	.002	0	4.99	0	.001	.003	***
escolaridad_conyugue	.003	0	11.82	0	.002	.003	***
1	-.029	.009	-3.06	.008	-.049	-.009	***
2	-.092	.015	-6.20	0	-.124	-.061	***
: base 3	0	.	.	.	.	.	
4	-.107	.016	-6.65	0	-.141	-.073	***
5	-.267	.051	-5.21	0	-.376	-.159	***
6	-.061	.011	-5.52	0	-.084	-.037	***
1	.006	.001	5.36	0	.004	.008	***
2	-.003	.001	-3.26	.005	-.005	-.001	***
3	-.037	.001	-35.82	0	-.039	-.035	***
4	-.044	.001	-64.18	0	-.045	-.042	***
5	.006	.001	7.12	0	.004	.007	***
6	.045	.001	41.62	0	.043	.047	***
7	.022	.001	37.99	0	.021	.023	***
CoDep : base 8	0	.	.	.	.	.	
9	-.055	.003	-18.21	0	-.062	-.049	***
10	.01	.001	11.26	0	.008	.012	***
11	-.001	.004	-0.25	.803	-.01	.008	
12	.043	.001	31.91	0	.04	.045	***
14	-.01	.001	-7.90	0	-.012	-.007	***
15	-.015	.001	-30.14	0	-.016	-.014	***
16	-.023	.001	-22.63	0	-.025	-.02	***
17	.085	.002	41.82	0	.081	.089	***
18	-.019	.001	-19.41	0	-.021	-.017	***

Constant	1.371	.026	52.58	0	1.316	1.427	***
Mean dependent var		0.771	SD dependent var			0.420	
R-squared		0.116	Number of obs			122297	
F-test		.	Prob > F			.	
Akaike crit. (AIC)		119989.595	Bayesian crit. (BIC)			120125.594	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

7. Metodología empleada para medir efectos de las TMC en la Inasistencia escolar 2024.

Con el objetivo de identificar potenciales efectos asociados a la inasistencia escolar durante el año 2024, se estimó un modelo econométrico utilizando las mismas variables de control consideradas previamente en el análisis descriptivo y en otros ejercicios empíricos. Entre estas variables se incluyeron características demográficas del estudiante, condiciones socioeconómicas del hogar, nivel educativo de los padres, tamaño del hogar, privaciones asociadas al Índice de Pobreza Multidimensional (IPM), así como variables territoriales y de participación en el programa de Transferencias Monetarias Condicionadas (TMC).

Dado que la variable dependiente corresponde al **número de días de inasistencia escolar**, es decir, una variable de conteo con valores enteros no negativos, se empleó un modelo de **regresión binomial negativa**. Esta metodología resulta apropiada cuando la variable de conteo presenta **sobredispersión**, es decir, cuando la varianza supera a la media, situación frecuente en variables de asistencia o inasistencia escolar. A diferencia de modelos de conteo más restrictivos, como el modelo Poisson, la regresión binomial negativa permite capturar de manera más flexible la heterogeneidad no observada entre individuos y obtener estimaciones más robustas de los efectos de las variables explicativas.

A continuación, se presentan algunas particularidades de la metodología de negativo binomial.

$$\log(E[Y|X]) = \beta X$$

- Y = días de inasistencia
- $X\beta$ = combinación lineal de variables (tratamiento, edad, hogar, etc.)
- Los coeficientes están **en escala logarítmica**.

Un punto importante de esta metodología es el parámetro **alpha** (α) que mide la **sobredispersión** de la variable de conteo (total_días).

- En un **modelo de Poisson**, la media y la varianza son iguales:

$$\text{Var}(Y) = E[Y]$$

Sin embargo, la variable de días de inasistencia escolar, la **varianza suele ser mayor que la media**, porque algunos niños nunca faltan (0 días) y otros faltan mucho (hasta 150 días). Negativo Binomial agrega el Alpha positivo ($\alpha > 0$) para capturar esta variabilidad extra:

$$\text{Var}(Y) = E[Y] + \alpha E[Y]^2$$

8. Interpretación general de resultados del indicador de inasistencia escolar

Los resultados del cuadro No.2, sugieren que varios factores individuales y socioeconómicos están asociados con cambios estadísticamente significativos en los días de inasistencia escolar. En primer lugar, la **edad del estudiante** presenta un coeficiente negativo y estadísticamente significativo, lo que sugiere que, manteniendo constantes las demás variables, estudiantes de mayor edad tienden a registrar menos días de inasistencia. Por su parte, la variable de **sexo** masculino muestra un efecto positivo y significativo, indicando diferencias sistemáticas en los niveles de inasistencia entre niños y niñas.

Asimismo, el **tamaño del hogar** presenta un coeficiente positivo y significativo, lo que podría reflejar que hogares más numerosos enfrentan mayores restricciones económicas o logísticas que inciden en la asistencia escolar. De igual forma, el número de **carencias ponderadas asociadas al IPM** muestra un efecto positivo y altamente significativo, evidenciando que mayores niveles de privación multidimensional se asocian con un incremento en los días de inasistencia.

En relación con el capital humano del hogar, tanto la **escolaridad del jefe del hogar** como la **escolaridad del cónyuge** presentan coeficientes negativos y significativos, lo que sugiere que mayores niveles educativos de los adultos responsables están vinculados con menores niveles de inasistencia escolar de los niños.

Finalmente, los resultados también muestran diferencias relevantes asociadas con la **participación en el programa de transferencias** y con variables territoriales, lo que sugiere que tanto la política social como el contexto geográfico pueden influir en los patrones de asistencia escolar.

El cuadro inferior de **regresión Negativo Binomial**, que permiten interpretar el efecto de los pagos del programa sobre el número esperado de días de inasistencia escolar, tomando como referencia a los estudiantes que **no recibieron pagos**. Los resultados sugieren que recibir **un pago** se asocia con un valor esperado de inasistencia equivalente a **0.945 veces** el del grupo base (aproximadamente **5.5% menos días esperados de ausencia**), mientras que recibir **dos pagos** se relaciona con un valor esperado de **0.947 veces** el del grupo de referencia (alrededor de **5.3% menos días esperados**). Sin embargo, estos efectos presentan **niveles de significancia marginales** ($p \approx 0.05-0.06$), por lo que no alcanzan el umbral convencional de significancia estadística al **95% de confianza**. En contraste, los estudiantes que recibieron **tres pagos** presentan un valor esperado de inasistencia de **0.907 veces** el del grupo sin pagos, lo que equivale a una **reducción aproximada del 9.3% en los días esperados de ausencia**, y este resultado **sí es estadísticamente significativo al 95% ($p=0.019$)**. En conjunto, los resultados sugieren que el efecto del programa sobre la reducción de la inasistencia escolar se vuelve **más claro y estadísticamente robusto cuando los beneficiarios reciben la totalidad de los pagos previstos**, lo que resalta la importancia de garantizar la **completitud y continuidad de las transferencias** para maximizar su impacto en la asistencia escolar.

Cuadro No2: Modelo Negativo Binomial para estimar efectos de las TMC en la inasistencia escolar 2024.

total_dias	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
TotalPagados22_24 ~0	0	.	.	.	.	.	.
1	-.056	.029	-1.89	.059	-.113	.002	*
2	-.056	.029	-1.93	.053	-.113	.001	*
3	-.098	.041	-2.39	.017	-.178	-.018	**
Edad	-.061	.012	-5.05	0	-.085	-.038	***
Sexo	.129	.012	10.47	0	.104	.153	***
total_personas	.024	.007	3.22	.001	.009	.038	***
suma_carencias_IPM	.935	.09	10.40	0	.759	1.111	***
M							

escolaridad_jefe	-.008	.002	-3.21	.001	-.013	-.003	***
escolaridad_conyugue	-.016	.004	-4.12	0	-.024	-.009	***
1	.664	.049	13.61	0	.568	.759	***
2	.646	.04	15.95	0	.566	.725	***
: base 3	0	.	.	.	.	.	
4	-.692	.104	-6.63	0	-.897	-.488	***
5	-.183	.296	-0.62	.537	-.763	.397	
6	.677	.05	13.46	0	.579	.776	***
1	1.146	.018	63.08	0	1.11	1.182	***
2	.651	.011	61.08	0	.63	.672	***
3	.559	.017	33.27	0	.526	.592	***
4	.416	.011	38.51	0	.395	.437	***
5	.662	.017	38.91	0	.628	.695	***
6	.486	.012	39.71	0	.462	.509	***
7	-.018	.013	-1.44	.15	-.043	.007	
CoDep : base 8	0	.	.	.	.	.	
9	2.213	.034	64.39	0	2.146	2.281	***
10	.811	.004	216.11	0	.804	.819	***
11	.87	.029	29.92	0	.813	.927	***
12	.458	.008	59.24	0	.442	.473	***
14	-.103	.014	-7.57	0	-.13	-.076	***
15	.473	.006	73.08	0	.461	.486	***
16	.843	.011	77.61	0	.821	.864	***
17	.781	.024	33.00	0	.735	.827	***
18	.884	.009	94.10	0	.865	.902	***
Constant	.288	.121	2.37	.018	.05	.526	**
/ln alpha	1.091	.138	.b	.b	.82	1.362	
Alpha	2.978	.412			2.269	3.903	
Mean dependent var		3.998	SD dependent var			7.581	
Pseudo r-squared		0.027	Number of obs			119250	
Chi-square		.	Prob > chi2			.	
Akaike crit. (AIC)		519043.447	Bayesian crit. (BIC)			519188.781	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

La utilización del modelo de regresión Negativo Binomial se justifica por la presencia de sobredispersión en la variable dependiente, es decir, cuando la varianza del número de días de inasistencia excede significativamente su media. En modelos de conteo tradicionales como el Poisson, se asume que la media y la varianza de la variable dependiente son iguales, una condición que rara vez se cumple en datos educativos donde existe una alta concentración de observaciones en cero y algunos valores extremos. En este estudio, el parámetro de dispersión estimado ($\alpha = 2.98$) resulta estadísticamente distinto de cero, lo que indica la presencia de sobredispersión en los datos. En consecuencia, se rechaza la hipótesis de equidispersión implícita en el modelo Poisson, confirmando que el modelo Negativo Binomial es más apropiado para capturar la variabilidad observada en los días de inasistencia escolar y producir estimaciones más consistentes y confiables.

9. Conclusiones y recomendaciones del modelo de inasistencia escolar

En conjunto, los resultados indican que la inasistencia escolar está fuertemente vinculada con **condiciones socioeconómicas del hogar, capital educativo de los padres y niveles de privación multidimensional**. Esto sugiere que los factores estructurales de pobreza continúan siendo determinantes importantes en la permanencia escolar.

En términos de política pública, los hallazgos sugieren la importancia de **fortalecer los mecanismos de focalización y seguimiento de los programas de transferencias condicionadas**, priorizando hogares con mayores carencias multidimensionales. Asimismo, resulta recomendable complementar estas intervenciones con **estrategias de acompañamiento familiar y monitoreo educativo**, particularmente en hogares numerosos y en contextos territoriales donde se observan mayores niveles de vulnerabilidad.

De manera adicional, promover **mayores niveles educativos entre los adultos del hogar y programas de sensibilización sobre la importancia de la asistencia escolar** podría contribuir a reducir la inasistencia y mejorar la trayectoria educativa de los estudiantes.

Como recomendación final, se sugiere fortalecer los mecanismos de gestión y registro administrativo del programa, particularmente mediante el mantenimiento de **planillas de pago consistentes, completas y trazables en el tiempo**, lo que permitiría mejorar el seguimiento de los beneficiarios y obtener los impactos esperados de la intervención. Asimismo, resulta pertinente considerar el **reforzamiento de los mecanismos de condicionalidad en salud y educación**, dado que evidencia previa proveniente de una evaluación experimental de impacto del 2017, con un año de tratamiento, mostró efectos significativos en la asistencia educativa. En contraste, los resultados del presente estudio sugieren que intuyen la contribución de las **transferencias monetarias no condicionadas** podría manifestarse de manera más gradual, observándose indicios de impacto a partir del **tercer año de implementación del programa**, lo que resalta la importancia de mantener esquemas de monitoreo y evaluación sostenidos en el tiempo.

10. Resultados del indicador de deserción educativa 2024-2025

Para medir el impacto de la deserción escolar, se consideraron como desertores aquellos estudiantes que se encontraban matriculados en el año 2024, pero que no aparecían registrados en la matrícula correspondiente al año 2025. Bajo este criterio, se asumió que la ausencia de registro en el año siguiente se debía a la deserción escolar y no a otras razones ajenas a este fenómeno.

Con el fin de evaluar los efectos de las transferencias otorgadas, estos se estimaron a partir de los efectos marginales obtenidos de una regresión logística. La especificación matemática del modelo se plantea de la siguiente manera:

$$p = P(Y = 1|X) = \frac{1}{1 + e^{-X\beta}}$$

En el cuadro inferior, nos ilustra que el análisis realizado no se encontró evidencia estadísticamente significativa de que el número de transferencias recibidas entre 2022 y 2024 tenga un efecto sobre la probabilidad de deserción escolar entre 2024 y 2025. Los efectos marginales estimados indican que, aunque la dirección de los coeficientes es consistente con lo esperado —mostrando una leve reducción en la probabilidad de abandono a medida que aumenta el número de transferencias—, ninguno de estos efectos resulta significativo al nivel convencional de 5% ($p < 0.05$).

Estos resultados sugieren que, considerando la población estudiada y las características de los hogares, así como los efectos fijos controlados en el modelo, no es posible afirmar con confianza que las transferencias monetarias hayan generado un impacto medible en la deserción escolar. No obstante, el patrón observado podría señalar una tendencia hacia una disminución leve en la probabilidad de abandono entre los niños más expuestos al programa.

Cuadro No3: Efectos marginales de modelo logístico de las TMC en la deserción estudiantil 2024-2025

Average marginal effects Number of obs = 122,297
Model VCE : Robust
Expression : Pr(deserto), predict()
dy/dx w.r.t. : 1.totalpagados22_24 2.totalpagados22_24 3.totalpagados22_24

Delta-method						
	dy/dx	Std.Err.	Z	P>z	[95%Conf.	Interval]
totalpagados22_24						
1	-0.002	0.008	-0.260	0.797	-0.018	0.013
2	-0.003	0.006	-0.570	0.566	-0.015	0.008
3	-0.008	0.006	-1.380	0.169	-0.019	0.003

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

No se encontró evidencia sólida que permita afirmar que las transferencias monetarias hayan generado efectos heterogéneos por sexo (cuadro no.3). Sin embargo, se observa una tendencia en la que las niñas en hogares que recibieron las tres transferencias tienden a mostrar algún impacto. De manera similar, al analizar los resultados por grupo etario según ciclo educativo, los efectos parecen concentrarse en los adolescentes en edades de educación media (15 a 18 años) en aquellos hogares que recibieron la totalidad de las transferencias (cuadro no.4).

Cuadro No4: Efectos heterogéneos marginales de modelo logístico de las TMC en la deserción estudiantil 2024-2025, según sexo.

Average marginal effects Number of obs = 122,297
Model VCE : Robust
Expression : Pr(deserto), predict()
dy/dx w.r.t. : 1.totalpagados22_24 2.totalpagados22_24 3.totalpagados22_24
over : sexo

Delta-method						
	dy/dx	Std.Err.	Z	P>z	[95%Conf.	Interval]
1.totalpagados22_24						
sexo#totalpagados22_24						
Niñas	-0.004	0.007	-0.520	0.604	-0.017	0.010
Niños	-0.001	0.011	-0.050	0.962	-0.021	0.020
2.totalpagados22_24						
sexo#totalpagados22_24						
Niñas	-0.004	0.006	-0.690	0.487	-0.017	0.008
Niños	-0.002	0.009	-0.260	0.793	-0.020	0.015
3.totalpagados22_24						
sexo#totalpagados22_24						
Niñas	-0.010	0.006	-1.690	0.090	-0.021	0.002
Niños	-0.006	0.008	-0.790	0.427	-0.022	0.009

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level

Cuadro No5: Efectos heterogéneos marginales de modelo logístico de las TMC en la deserción estudiantil 2024-2025, según grupo etario de acuerdo a ciclos educativos.

Average marginal effects Number of obs = 122,297
Model VCE : Robust
Expression : Pr(deserto), predict()
dy/dx w.r.t. : 1.totalpagados22_24 2.totalpagados22_24 3.totalpagados22_24
over : ciclo_educativo

Delta-method						
	dy/dx	Std.Err.	Z	P>z	[95%Conf.	Interval]
1.totalpagados22_24						
ciclo_educativo#totalpagados22_24						
6-8 aÃ±os#0	-0.003	0.004	-0.660	0.510	-0.011	0.005
9-11 aÃ±os#0	-0.005	0.013	-0.340	0.733	-0.031	0.022
12-14 aÃ±os#1	-0.001	0.028	-0.020	0.984	-0.055	0.054
15-18 aÃ±os#0	0.007	0.034	0.190	0.848	-0.061	0.074
2.totalpagados22_24						
ciclo_educativo#totalpagados22_24						
6-8 aÃ±os#0	-0.004	0.004	-1.120	0.262	-0.012	0.003
9-11 aÃ±os#0	-0.007	0.010	-0.630	0.528	-0.027	0.014
12-14 aÃ±os#0	0.004	0.021	0.170	0.861	-0.037	0.045
15-18 aÃ±os#0	-0.005	0.032	-0.160	0.875	-0.068	0.058
3.totalpagados22_24						
ciclo_educativo#totalpagados22_24						
6-8 aÃ±os#0	-0.011	0.006	-1.770	0.076	-0.023	0.001
9-11 aÃ±os#0	-0.003	0.008	-0.300	0.762	-0.019	0.014
12-14 aÃ±os#0	0.003	0.026	0.120	0.906	-0.047	0.053
15-18 aÃ±os#0	-0.054	0.023	-2.340	0.019	-0.100	-0.009

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.