

UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN ANTONIO ABAD DEL CUSCO
FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS, FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
ESCUELA PROFESIONAL DE MATEMÁTICA



TESIS

**MODELOS ESTADÍSTICOS PARA LA EVALUACIÓN DEL
IMPACTO DE LAS TRANSFERENCIAS PÚBLICAS SOBRE LA
ANEMIA INFANTIL EN ÁREAS URBANAS Y RURALES DEL
CUSCO, 2018-2023**

PRESENTADO POR:

Br. YOVANNA PACHECO ROJAS

**PARA OPTAR AL TÍTULO PROFESIONAL
DE LICENCIADA EN MATEMÁTICA
MENCIÓN ESTADÍSTICA**

ASESOR:

Dr. ALFREDO VALENCIA TOLEDO

CO-ASESOR:

Mtro. JULIO MAYORGA CHALLCO

CUSCO – PERÚ

2026



Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco

INFORME DE SIMILITUD

(Aprobado por Resolución Nro.CU-321-2025-UNSAAC)

El que suscribe, el Asesor Dr. Alfredo Valencia Toledo

..... quien aplica el software de detección de similitud al trabajo de investigación/tesis titulada: "MODELOS ESTADÍSTICOS PARA LA EVALUACIÓN DEL IMPACTO DE LAS TRANSFERENCIAS PÚBLICAS SOBRE LA ANEMIA INFANTIL EN ÁREAS URBANAS Y RURALES DEL CUSCO, 2018-2023"

Presentado por: Yovanna Pacheco Rojas DNI N° 23999456;

presentado por: DNI N°:

Para optar el título Profesional/Grado Académico de LICENCIADA EN MATEMÁTICA MENCIÓN ESTADÍSTICA.

Informo que el trabajo de investigación ha sido sometido a revisión por 2 veces, mediante el Software de Similitud, conforme al Art. 6° del **Reglamento para Uso del Sistema Detección de Similitud en la UNSAAC** y de la evaluación de originalidad se tiene un porcentaje de 5 %.

Evaluación y acciones del reporte de coincidencia para trabajos de investigación conducentes a grado académico o título profesional, tesis

Porcentaje	Evaluación y Acciones	Marque con una (X)
Del 1 al 10%	No sobrepasa el porcentaje aceptado de similitud.	☒
Del 11 al 30 %	Devolver al usuario para las subsanaciones.	☐
Mayor a 31%	El responsable de la revisión del documento emite un informe al inmediato jerárquico, conforme al reglamento, quien a su vez eleva el informe al Vicerrectorado de Investigación para que tome las acciones correspondientes; Sin perjuicio de las sanciones administrativas que correspondan de acuerdo a Ley.	☐

Por tanto, en mi condición de Asesor, firmo el presente informe en señal de conformidad y adjunto las primeras páginas del reporte del Sistema de Detección de Similitud.

Cusco, 24 de febrero de 2026

Alfredo Valencia Toledo
Firma

Post firma Dr. Alfredo Valencia Toledo

Nro. de DNI 43162177

ORCID del Asesor 0000-0001-6505-9634

Se adjunta:

- Reporte generado por el Sistema Antiplagio.
- Enlace del Reporte Generado por el Sistema de Detección de Similitud: oid: 27259:553070155

YOVANNA PACHECO ROJAS

MODELOS ESTADÍSTICOS PARA LA EVALUACIÓN DEL IMPACTO DE LAS TRANSFERENCIAS PÚBLICAS SOBRE LA AN...



Universidad Nacional San Antonio Abad del Cusco

Detalles del documento

Identificador de la entrega

trn:oid:::27259:553070155

163 páginas

Fecha de entrega

4 feb 2026, 7:14 p.m. GMT-5

44.366 palabras

260.878 caracteres

Fecha de descarga

4 feb 2026, 7:22 p.m. GMT-5

Nombre del archivo

MODELOS ESTADÍSTICOS PARA LA EVALUACIÓN DEL IMPACTO DE LAS TRANSFERENCIAS PÚBLICA....pdf

Tamaño del archivo

2.5 MB

5% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- ▶ Bibliografía
- ▶ Texto citado
- ▶ Texto mencionado
- ▶ Coincidencias menores (menos de 10 palabras)

Exclusiones

- ▶ N.º de coincidencias excluidas

Fuentes principales

- 3%  Fuentes de Internet
- 1%  Publicaciones
- 4%  Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

-  **Caracteres reemplazados**
247 caracteres sospechosos en N.º de páginas
Las letras son intercambiadas por caracteres similares de otro alfabeto.
-  **Texto oculto**
7 caracteres sospechosos en N.º de página
El texto es alterado para mezclarse con el fondo blanco del documento.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis hijos, cuya inspiración, amor y sacrificio han sido el fundamento de cada uno de mis logros. A ellos, por enseñarme con el ejemplo el valor del esfuerzo y la disciplina. Y, en general, también dedico este estudio a los niños y niñas del Perú profundo, cuyas realidades inspiran la búsqueda de soluciones justas y científicamente fundamentadas.

AGRADECIMIENTO

Agradezco profundamente a mis docentes de la Escuela Profesional de Matemática mención Estadística, por su guía académica y su exigencia formativa a lo largo de mi carrera. A mi asesor de tesis, por su orientación crítica y su compromiso con la excelencia; y a mi co-asesor por su apoyo constante; pero también a compañeros y excompañeros de la facultad que me entusiasmaron a culminar el grado. Finalmente, agradezco a las instituciones que hacen públicos los datos que permitieron esta investigación, en especial a INEI.

ÍNDICE

PORTADA.....	i
DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTO	iii
ÍNDICE	iv
ÍNDICE DE TABLAS.....	vi
ÍNDICE DE FIGURAS.....	viii
PRESENTACIÓN.....	ix
RESUMEN.....	x
ABSTRACT	xi
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	3
1.1. Descripción de la situación problemática.....	3
1.2. Formulación del problema.....	5
1.3. Justificación de la investigación.....	5
1.4. Objetivo de la investigación	12
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL	14
2.1. Antecedentes	14
2.2. Bases teóricas	19
2.3. Marco conceptual	46
CAPÍTULO III: HIPÓTESIS Y VARIABLES.....	49
3.1. Hipótesis.....	49
3.2. Operacionalización de variables.....	50
CAPÍTULO IV: METODOLOGÍA	52
4.1. Tipo de investigación	52

4.2. Enfoque de la investigación	52
4.3. Alcance de la investigación	53
4.4. Diseño de investigación.....	54
4.5. Población de estudio.....	55
4.6. Técnicas de recolección de datos	57
4.7. Técnicas para demostrar la verdad o falsedad de las hipótesis	64
CAPÍTULO V: RESULTADOS	67
5.1 Análisis Descriptivo de las Variables.....	67
5.2 Resultados del Modelo Probit: Estimación de la Probabilidad de Anemia	
Infantil	81
5.3 Resultados del Modelo Oaxaca-Blinder: Descomposición de Brechas	94
5.4 Resultados del Modelo Diferencias en Diferencias (DiD)	106
DISCUSIÓN.....	117
Discusión del Modelo Probit: Hipótesis Específica 1	117
Discusión del modelo Oaxaca-Blinder: hipótesis específica 2	120
Discusión del modelo DiD: hipótesis específica 3	125
Evaluación de los modelos estadísticos: hipótesis general	129
CONCLUSIONES.....	133
RECOMENDACIONES.....	135
BIBLIOGRAFÍA.....	137
ANEXOS	144
A. Matriz de consistencia	144
B. Matriz de operacionalización de variables	147
C. Matriz de recolección de datos corte transversal (Probit y Oaxaca Blinder) ...	149
D. Matriz de recolección de datos panel (Diferencias en Diferencias)	151

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Dimensiones e Indicadores de la Variable (Pak, 2020).....	22
Tabla 2. Dimensiones e Indicadores de la Variable Dependiente (Islam et al., 2020)....	25
Tabla 3. Población objetivo (6–59 meses) y referencia de anemia en Perú	55
Tabla 4. Distribución por zona geográfica y tamaño del hogar.....	67
Tabla 5. Nivel educativo de la madre según zona	68
Tabla 6. Acceso a servicios básicos por zona.....	69
Tabla 7. Pertenencia a Programa JUNTOS según nivel educativo de la madre.....	70
Tabla 8. Distribución de hogares por condición de pobreza y zona geográfica.....	71
Tabla 9. Acceso a servicios básicos por zona geográfica.....	72
Tabla 10. Educación materna y empleo estable según zona y pertenencia a JUNTO.....	74
Tabla 11. Prevalencia de anemia según zona y quintil de riqueza	75
Tabla 12. Desnutrición crónica infantil según zona y participación en Programa JUNTOS	76
Tabla 13. Suplementación de hierro y prevalencia de anemia	78
Tabla 14. Participación en programas sociales según zona.....	79
Tabla 15. Participación acumulada en múltiples programas	80
Tabla 16. Participación en Programa JUNTOS según condición socioeconómica.....	80
Tabla 17. Variables incluidas en la estimación	82
Tabla 18. Regresión del modelo estadístico Probit	84
Tabla 19. Efectos marginales de regresores Probit significativos	85
Tabla 20. Comparación de resultados Probit rural vs. urbano.....	88
Tabla 21. Efectos marginales.....	89
Tabla 22. Medidas estadísticas y diagnóstico de los modelos Probit rural y urbano	90
Tabla 23. Efectos marginales completos del modelo Probit	92

Tabla 24. Indicadores de ajuste del modelo	93
Tabla 25. Tasa bruta de anemia infantil	95
Tabla 26. Descomposición Oaxaca-Blinder	96
Tabla 27. Variables con mayor peso explicativo en la descomposición	97
Tabla 28. Comparación de coeficientes entre beneficiarios y no beneficiarios	100
Tabla 29. Tasa de anemia en Cusco (2018–2023).....	102
Tabla 30. Descomposición Oaxaca-Blinder de la brecha por zona.....	102
Tabla 31. Factores con mayor contribución explicativa (composición).....	103
Tabla 32. Diferencias estructurales (retornos variables)	105
Tabla 33. Categorías del modelo base DiD	108
Tabla 34. Grupos de tratamiento y control	110
Tabla 35. Supuesto de tendencias paralelas.....	110
Tabla 36. Regresión Modelo DiD con interacciones.....	111
Tabla 37. Resultados de las estimaciones por subperiodo.....	114

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Distribución de hogares por zona geográfica.....	68
Figura 2. Nivel educativo de la madre.....	70
Figura 3. Pobreza y pertenencia al Programa JUNTOS	72
Figura 4: Distribución de acceso a agua potable según zona	73
Figura 5. Prevalencia de anemia según zona.....	76
Figura 6. Desnutrición crónica infantil por participación en Programa JUNTOS	77
Figura 7. Participación en programas sociales por zona	79
Figura 8. Anemia infantil según pertenencia a Programa JUNTOS.....	81
Figura 9. Efectos Marginales Estimados con Intervalos de Confianza	86
Figura 10. Curva de Probabilidad Acumulada (Probit) para Participación en Programa JUNTOS	89
Figura 11. Predicción de la Probabilidad de Anemia según Educación Materna y Zona	94
Figura 12. Descomposición total de la brecha de anemia infantil.....	99
Figura 13. Contribución de variables a la parte explicada	104
Figura 14. Comparación de efectos marginales estructurales (urbano vs rural)	106
Figura 15. Tendencias de Anemia Infantil Pretratamiento (2018–2020).....	109
Figura 16. Tendencias de Anemia Infantil	112
Figura 17. Impacto estimado de las transferencias públicas sobre anemia infantil (DiD)	113
Figura 18. Robustez Temporal Del Impacto De Las Transferencias Públicas (Modelo DiD).....	115
Figura 19. Reducción neta de anemia infantil (2018-2023)	116

PRESENTACIÓN

SEÑOR DECANO DE LA FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS, FÍSICAS Y MATEMÁTICAS

SEÑOR DIRECTOR DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE MATEMÁTICA

SEÑORES DOCENTES MIEMBROS DEL JURADO:

En cumplimiento con las disposiciones establecidas por el reglamento de grados y títulos de la Escuela Profesional de Matemática con mención en Estadística de la Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco, presento para su evaluación el trabajo de investigación titulado **“Modelos Estadísticos para la Evaluación del Impacto de las Transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en Áreas Urbanas y Rurales del Cusco, 2018-2023”**, con el objetivo de optar al Título Profesional de **Licenciada en Matemática**.

Esta investigación se enmarca en el campo de la estadística aplicada a la salud pública, y busca evaluar rigurosamente el efecto del programa de transferencias monetarias condicionadas Programa JUNTOS sobre la prevalencia de anemia infantil en el departamento de Cusco. Para ello, se ha desarrollado un enfoque metodológico robusto, utilizando tres Modelos estadísticos complementarios: el modelo Probit (aplicado a datos de corte transversal combinados de ENAHO y ENDES), la descomposición Oaxaca-Blinder (para desagregar brechas explicadas y estructurales), y el modelo Diferencias en Diferencias (DiD) sobre base panel hogar-año, que permite estimar efectos causales en distintos contextos temporales, incluyendo la pandemia del COVID-19.

Los resultados obtenidos evidencian una reducción significativa en la probabilidad de anemia infantil entre los beneficiarios del Programa JUNTOS, con efectos diferenciales según el contexto territorial y temporal. Este trabajo busca aportar evidencia cuantitativa y metodológicamente sustentada para la formulación de políticas públicas en salud infantil, resaltando la importancia de considerar desigualdades estructurales e institucionales en el diseño de intervenciones sociales.

Atentamente,

Bch. Yovanna Pacheco Rojas

RESUMEN

La presente investigación analiza el impacto del Programa JUNTOS sobre la anemia infantil en el departamento de Cusco durante el periodo 2018–2023, empleando un enfoque estadístico mixto. El objetivo fue determinar en qué medida la participación en el programa reduce la prevalencia de anemia en niñas y niños de 6 a 59 meses, considerando desigualdades estructurales, temporales y territoriales. Se utilizaron microdatos oficiales de ENAHO y ENDES (INEI), trabajando con dos estructuras de datos: (i) un pool de cortes transversales 2018–2023 ($n = 18,447$) para las estimaciones Probit y Oaxaca-Blinder; y (ii) una base panel hogar-año 2018–2023 ($n = 3,065$) para la estimación cuasiexperimental mediante Diferencias en Diferencias (DiD).

El modelo Probit mostró que la participación en el programa reduce la probabilidad de anemia en 10.7 puntos porcentuales ($\beta = -0.312$; $p < 0.01$), con efectos más pronunciados en zonas rurales. La descomposición Oaxaca-Blinder evidenció que el 59.8% de la brecha entre beneficiarios y no beneficiarios se explica por diferencias observables, mientras que el 40.2% corresponde a factores estructurales no observados. Por su parte, el modelo DiD identificó un efecto causal robusto: -6.4 p.p. en el periodo pre-COVID, -5.2 p.p. durante la pandemia y -7.1 p.p. en el periodo post-COVID.

Se concluye que el Programa JUNTOS tiene un impacto significativo, aunque persisten brechas estructurales y territoriales que limitan su efectividad.

Palabras clave: Anemia infantil, Probit, Oaxaca-Blinder, Diferencias en diferencias.

ABSTRACT

This research analyzes the impact of the JUNTOS Program on childhood anemia in the Cusco region during the period 2018–2023, using a mixed statistical approach. The objective was to determine the extent to which participation in the program reduces the prevalence of anemia in children aged 6 to 59 months, considering structural, temporal, and territorial inequalities. Official microdata from ENAHO and ENDES (INEI) were used, employing two data structures: (i) a pool of cross-sectional data from 2018–2023 ($n = 18,447$) for the Probit and Oaxaca-Blinder estimations; and (ii) a household-year panel dataset from 2018–2023 ($n = 3,065$) for the quasi-experimental estimation using Difference-in-Differences (DiD).

The Probit model showed that participation in the program reduces the probability of anemia by 10.7 percentage points ($\beta = -0.312$; $p < 0.01$), with more pronounced effects in rural areas. The Oaxaca-Blinder decomposition revealed that 59.8% of the gap between beneficiaries and non-beneficiaries is explained by observable differences, while 40.2% corresponds to unobserved structural factors. The DiD model, for its part, identified a robust causal effect: -6.4 percentage points in the pre-COVID period, -5.2 percentage points during the pandemic, and -7.1 percentage points in the post-COVID period.

It is concluded that the JUNTOS Program has a significant impact, although structural and territorial gaps persist that limit its effectiveness.

Keywords: Childhood anemia, Probit, Oaxaca-Blinder, Differences in differences.

INTRODUCCIÓN

La anemia infantil constituye uno de los principales problemas de salud pública en el Perú contemporáneo. A pesar de los múltiples esfuerzos gubernamentales para enfrentar esta problemática, los niveles de prevalencia continúan siendo alarmantemente elevados, especialmente en las regiones andinas y amazónicas. En el año 2023, la tasa nacional de anemia en niños menores de cinco años se situó en un preocupante 43.1%, superando el umbral de emergencia sanitaria según estándares de la Organización Mundial de la Salud (OMS), y alcanzando picos superiores al 50% en zonas rurales y departamentos como Puno, Ucayali y Madre de Dios (Salazar, 2024). Esta situación adquiere particular relevancia al considerar los efectos multidimensionales de la anemia sobre el desarrollo cognitivo, físico y social de la infancia, consolidando un círculo vicioso de pobreza y vulnerabilidad estructural (Islam, 2020).

En este contexto, el Programa JUNTOS, una política de transferencias monetarias condicionadas orientada a reducir las brechas estructurales de pobreza y exclusión, ha sido objeto de diversos estudios empíricos y evaluaciones institucionales. No obstante, persisten vacíos analíticos significativos respecto a su impacto específico en la anemia infantil, particularmente en el espacio territorial del departamento de Cusco.

Estudios recientes, como los de Francke y Acosta (2020), Modesto Sudario (2021) y Cerda-Hernández et al. (2024), sugieren que la eficacia de las políticas públicas en salud nutricional no depende únicamente de los montos transferidos o de la condicionalidad establecida, sino también de factores estructurales e institucionales asociados a la geografía, la capacidad local de provisión de servicios y las dinámicas socioculturales. En ese sentido, el enfoque metodológico de este estudio se sustenta en la aplicación comparativa de tres Modelo estadísticos, Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias, que permiten captar no solo el efecto promedio del programa, sino también las desigualdades en los retornos del mismo y su consistencia temporal ante eventos exógenos como la pandemia del COVID-19.

El análisis se centra específicamente en el departamento de Cusco durante el periodo 2018–2023, empleando bases de datos tipo panel provenientes de la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES), y modelando estadísticamente la probabilidad de anemia infantil en función de variables individuales, del hogar y del entorno territorial. A

través del modelo Probit, se estima el efecto marginal promedio de la participación en el programa sobre la probabilidad de anemia; mediante la descomposición Oaxaca-Blinder se identifican las brechas estructurales entre beneficiarios y no beneficiarios; y, finalmente, a través del modelo Diferencias en Diferencias, se estima el efecto causal del programa antes, durante y después del impacto de la pandemia. La combinación de estos tres enfoques no solo fortalece la robustez de los resultados, sino que también permite una aproximación más compleja y realista del problema, en coherencia con la literatura académica más reciente (Goodman-Bacon, 2021; Fairlie, 2005; Sant'Anna & Zhao, 2020).

Esta investigación se organiza en siete capítulos. El Capítulo I desarrolla el planteamiento del problema, formulando las preguntas de investigación, objetivos e hipótesis generales y específicas. El Capítulo II presenta el marco teórico, estructurado a partir de los enfoques institucionales y estadísticos que sustentan los modelos aplicados, así como un estado del arte detallado. El Capítulo III define las hipótesis y variables del estudio, precisando dimensiones, indicadores y operacionalización. El Capítulo IV expone la metodología empleada, incluyendo el diseño, técnicas de recolección y análisis de datos, así como los criterios de validez y confiabilidad. El Capítulo V desarrolla los resultados estadísticos de cada modelo aplicado. En el Capítulo VI se discuten teórica y cuantitativamente los resultados obtenidos, contrastándolos con la literatura especializada. Finalmente, se expone las conclusiones y recomendaciones derivadas del estudio, resaltando implicancias para el diseño de políticas públicas focalizadas en salud infantil con enfoque territorial estructural.

CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Descripción de la situación problemática

La anemia infantil constituye un problema de salud pública con graves repercusiones en el desarrollo cognitivo y la productividad futura de los niños afectados. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), en 2021, el 42% de los niños menores de cinco años a nivel global padecían anemia, con mayor incidencia en África y Asia del Sur (OMS, 2021). En América Latina, la situación también es crítica, con países como Bolivia y Haití reportando tasas superiores al 50% (UNICEF, 2022). En Perú, la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES, 2023) estimó que el 43.1% de los niños menores de tres años presentan anemia, con una prevalencia significativamente mayor en zonas rurales (50.3%) en comparación con las urbanas (40.2%).

En términos económicos, la deficiencia de hierro y la anemia infantil generan pérdidas significativas en el Producto Interno Bruto (PIB) de los países. En India, por ejemplo, la anemia infantil genera una pérdida de hasta el 2.5% del PIB debido a la reducción de la productividad laboral a largo plazo (Berry et al., 2020). De manera similar, en América Latina, la desnutrición y anemia infantil representan un costo anual de aproximadamente \$11,000 millones de dólares en pérdida de productividad y gastos médicos (Banco Mundial, 2021). En el caso de África, la persistencia de la anemia infantil se debe, en gran medida, a la falta de acceso a programas de asistencia social y a la inseguridad alimentaria. En Ruanda, por ejemplo, el programa Girinka, que entrega vacas a familias vulnerables, ha mostrado mejoras en la seguridad alimentaria, pero aún enfrenta barreras culturales que limitan su efectividad (Rozel et al., 2023).

En respuesta a esta problemática, el Estado peruano ha implementado diversos programas sociales, como Programa JUNTOS, cuyo objetivo es reducir la pobreza y mejorar los indicadores de salud mediante transferencias monetarias condicionadas. Sin embargo, su efectividad en la reducción de la anemia infantil sigue siendo debatida. Por un lado, estudios como el de Modesto Sudario (2021) evidencian que, en ciertos distritos, la anemia aumentó incluso en presencia del programa. Por otro lado, investigaciones como la de Tovar (2022) indican que el gasto público regional ha tenido impactos positivos, aunque de manera inelástica. Estas discrepancias evidencian la necesidad de un análisis más profundo que considere factores estructurales y estadísticos en la evaluación de los efectos de las

transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil.

La anemia infantil sigue siendo un problema crítico de salud pública en el Perú, con una prevalencia del 43.1% en niños menores de cinco años según la Encuesta Nacional Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) 2023 (INEI, 2024). A pesar de los esfuerzos del gobierno a través de programas sociales como Qali Warma y Programa JUNTOS, la reducción de la anemia infantil ha sido marginal, con disminuciones anuales menores al 1% en los últimos cinco años (Francke & Acosta, 2020). Los datos revelan que la prevalencia es significativamente mayor en zonas rurales (50.3%) respecto a las urbanas (40.2%) (Salazar, 2024). Regiones como Puno, Ucayali y Madre de Dios presentan las tasas más altas, superando el 60% en algunos distritos (Cerdeña-Hernández et al., 2024). Factores estructurales como la pobreza, el acceso limitado a servicios de salud y el bajo consumo de alimentos ricos en hierro contribuyen a la persistencia del problema (Huaman, 2020).

Estudios previos han demostrado que el acceso limitado a programas de transferencias públicas y la falta de integración de políticas multisectoriales han influido en la persistencia del problema en Cusco. Por ejemplo, al respecto del Programa JUNTOS se evidenció que en los distritos de Puerto Bermúdez y Constitución, la prevalencia de anemia infantil aumentó en un 21% y 25.6%, respectivamente, a pesar de la existencia de un programa de transferencias condicionadas, lo que indica fallas en su implementación y monitoreo (Modesto Sudario, 2021). Si la situación de la anemia infantil en Cusco no es abordada de manera eficaz y con estrategias integradas, las consecuencias a largo plazo podrían ser devastadoras tanto a nivel individual como colectivo. La anemia infantil tiene efectos irreversibles en el desarrollo físico y cognitivo de los niños, afectando su rendimiento académico y reduciendo su productividad en la vida adulta (Huamán, 2020).

En Cusco, la situación es preocupante, con una prevalencia del 47.6% de anemia infantil, lo que la sitúa entre las regiones con mayores tasas del país (ENDES, 2023). Dada la heterogeneidad geográfica y socioeconómica de la región, es crucial entender cómo la ruralidad y urbanidad afectan la efectividad de los programas de transferencias. Este estudio busca responder la pregunta: ¿En qué medida las transferencias públicas inciden en la reducción de la anemia infantil en Cusco? Para ello, se emplearán modelos estadísticos como PROBIT, Diferencias en Diferencias (DiD) y Oaxaca-Blinder, permitiendo un análisis integral de la relación entre las transferencias públicas y la prevalencia de anemia infantil desde una perspectiva probabilística, espacial y temporal.

Desde un enfoque metodológico, la presente investigación llenará un vacío en el conocimiento estadístico y socioeconómico al evaluar el impacto de las transferencias públicas con modelos estadísticos robustos. A diferencia de estudios previos, este trabajo empleará datos de corte transversal y pool de datos para PROBIT y Oaxaca-Blinder, y datos de panel para el análisis de Diferencias en Diferencias, permitiendo capturar no solo efectos probabilísticos y estructurales, sino también su evolución a lo largo del tiempo en diferentes contextos económicos, incluyendo los efectos del COVID-19. Los hallazgos generarán evidencia empírica para el diseño y focalización de políticas públicas más eficientes en la lucha contra la anemia infantil en Perú.

1.2. Formulación del problema

1.2.1. Problema general

PG: ¿Cuál es el impacto de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en los hogares de áreas urbanas y rurales del Cusco durante el periodo 2018-2023, mediante la aplicación de modelos Probit, descomposición Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias?

1.2.2. Problemas específicos

P1: ¿Cuál es la asociación entre la participación en programas de transferencias públicas y la probabilidad de anemia infantil, controlando factores socioeconómicos y demográficos, en los hogares de áreas urbanas y rurales del Cusco?

P2: ¿En qué medida explican las diferencias en características observables del hogar y en la estructura de sus coeficientes la diferencia en la prevalencia de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios de transferencias públicas en el Cusco urbano y rural?

P3: ¿Cuál es el efecto causal y temporal de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en los hogares beneficiarios, en comparación con los no beneficiarios, antes, durante y después de la pandemia de la COVID-19 en el departamento del Cusco?

1.3. Justificación de la investigación

1.3.1. Justificación teórica

La presente investigación contribuye significativamente al conocimiento sobre el impacto de las transferencias públicas en la prevalencia de anemia infantil, integrando modelos estadísticos avanzados para evaluar esta relación. Existen múltiples estudios que han analizado la anemia desde una perspectiva biomédica y nutricional (Islam, 2020), pero pocos han incorporado un enfoque estadístico que permita estimar efectos causales y proyectar impactos de política pública en la reducción de la anemia infantil. Esta investigación llena este vacío teórico al aplicar modelos de Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias (DiD), permitiendo un análisis robusto sobre cómo las transferencias públicas afectan la probabilidad de anemia en niños en distintas condiciones socioeconómicas.

Uno de los principales vacíos de la literatura actual es la falta de estudios que vinculen de manera estructurada las transferencias monetarias del Estado con mejoras en indicadores de salud infantil. Estudios previos han señalado que la anemia infantil es altamente prevalente en poblaciones de bajos ingresos, alcanzando tasas superiores al 50% en países como Bangladesh (Islam, 2020) y valores cercanos al 40% en América Latina (OMS, 2022). Sin embargo, la literatura no ha logrado establecer con claridad si las transferencias públicas tienen un impacto directo y significativo en la reducción de estos indicadores. La presente investigación contribuye al conocimiento teórico al desarrollar un modelo de impacto basado en estimaciones de elasticidades entre el ingreso disponible de las familias y la reducción de la anemia infantil.

Desde una perspectiva estadística, esta investigación emplea tres modelos para evaluar la relación entre transferencias públicas y anemia infantil. Primero, se usa un modelo Probit, dado que la variable dependiente es dicotómica (presencia o ausencia de anemia infantil). Este modelo se representa como:

$$P(Y_i = 1|X_i) = \Phi(X_i\beta)$$

donde Y_i indica la presencia de anemia en el niño i , X_i representa un vector de variables explicativas, y β es el coeficiente de regresión estimado.

Adicionalmente, se emplea el modelo Oaxaca-Blinder, el cual permite descomponer las diferencias en la prevalencia de anemia infantil entre niños beneficiarios y

no beneficiarios de transferencias públicas. Matemáticamente, esto se expresa como:

$$\bar{Y}_b - \bar{Y}_{nb} = (\bar{X}_b - \bar{X}_{nb})\beta + \bar{X}_{nb}(\beta_b - \beta_{nb})$$

donde los subíndices b y nb representan a los grupos beneficiarios y no beneficiarios, respectivamente.

Por último, se aplica el Modelo de Diferencias en Diferencias (DiD) para evaluar cambios en la tasa de anemia antes y después de la implementación de transferencias, utilizando la siguiente ecuación:

$$Y_{it} = \alpha + \delta D_t + \gamma T_i + \theta(D_i * T_i) + \varepsilon_{it}$$

donde D_t es un indicador de tiempo (antes y después de la intervención), T_i es la variable de tratamiento (recepción de la transferencia) y θ captura el efecto causal de la política pública.

El análisis estadístico propuesto en esta investigación permite evaluar si los efectos de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil coinciden con la teoría de capital humano de Becker (1964), la cual sostiene que la inversión en salud infantil a través de políticas de asistencia social genera beneficios a largo plazo en la productividad laboral y el crecimiento económico (Clarke et al., 2020). Asimismo, se vincula con la teoría de protección social y bienestar (Sen, 1999), que postula que los programas de asistencia financiera pueden reducir desigualdades en salud y educación (Bolbocean & Tylavsky, 2021). En términos empíricos, estudios como el de Pak (2020) han encontrado que las transferencias monetarias en Corea del Sur generaron mejoras en la seguridad económica de adultos mayores, pero su impacto en salud infantil sigue siendo incierto.

1.3.2. Justificación metodológica

La estrategia metodológica se justifica por la naturaleza del problema de investigación y por las restricciones éticas y operativas propias de las políticas públicas: no es factible ni pertinente manipular la asignación del Programa JUNTOS para fines experimentales, por lo que se adopta un enfoque no experimental sustentado en observación de variables en su contexto natural y en el aprovechamiento de microdatos oficiales (Hernández et al., 2018; Álvarez, 2020; Arias y Covinos, 2021). En este marco, el diseño longitudinal resulta consistente con la dinámica del fenómeno (anemia infantil) y con la

necesidad de identificar variaciones temporales asociadas a exposición a transferencias públicas, en un periodo que incluye choques relevantes como la pandemia, lo que exige modelar cambios interanuales y heterogeneidades territoriales (Wooldridge, 2010; Cotti et al., 2021).

En términos de datos, la integración de ENDES y ENAHO se justifica porque permite combinar (i) mediciones directas del estado de anemia infantil, basadas en hemoglobina, con (ii) información socioeconómica y de condiciones del hogar necesaria para controlar determinantes estructurales y aproximar comparabilidad entre beneficiarios y no beneficiarios (INEI, 2023). Esta integración se operacionaliza mediante dos estructuras complementarias, coherentes con los modelos utilizados: un pool de cortes transversales para estimaciones de asociación condicional y brechas, y un panel hogar-año para aproximar inferencia causal en el tiempo, maximizando el aprovechamiento del diseño muestral y la representatividad provista por INEI (INEI, 2023; Arias y Covinos, 2021).

La selección de modelos responde a un criterio de triangulación econométrica para responder el objetivo desde ángulos complementarios. Primero, el modelo Probit es apropiado porque la variable dependiente (anemia) se especifica como resultado dicotómico y el Probit modela la probabilidad condicional de ocurrencia mediante una función de distribución acumulada, evitando limitaciones del modelo lineal de probabilidad y mejorando la coherencia estadística bajo supuestos estándar (Gujarati & Porter, 2015; Wooldridge, 2010). Segundo, la descomposición Oaxaca-Blinder se justifica porque permite separar la brecha de anemia entre beneficiarios y no beneficiarios en un componente explicado por diferencias observables y un componente asociado a factores estructurales no observados, aportando capacidad explicativa para interpretar desigualdades territoriales y heterogeneidad en “retornos” o efectos marginales (Wooldridge, 2010; Pak, 2020). Tercero, el enfoque de Diferencias en Diferencias (DiD) se incorpora para fortalecer la inferencia causal al comparar cambios en el tiempo entre grupos, controlando por heterogeneidad inobservable constante y por shocks comunes, bajo el supuesto de tendencias paralelas y la estructura longitudinal correspondiente (Wooldridge, 2010; Cotti et al., 2021).

Finalmente, la metodología se orienta a reforzar la validez interna y la interpretabilidad sustantiva de los resultados mediante control de covariables relevantes, análisis de heterogeneidad urbano-rural y lectura estructural de brechas, dado que la evidencia previa sugiere que la efectividad de transferencias monetarias depende de

contextos nutricionales, institucionales y territoriales, y no se expresa de manera homogénea en toda la población (Berry et al., 2020; Francke & Acosta, 2020). Por ello, el uso conjunto de Probit, Oaxaca–Blinder y DiD permite distinguir entre asociación condicional, mecanismos de brecha y efectos cuasicausales en el tiempo, manteniendo coherencia con el alcance correlacional–causal planteado y con la disponibilidad de información oficial para el periodo de estudio (Hernández et al., 2018; Álvarez, 2020; INEI, 2023).

1.3.3. Justificación económica

La presente investigación adquiere especial relevancia económica considerando la magnitud del problema de la anemia infantil y su impacto directo en el desarrollo del capital humano, la productividad laboral futura y el crecimiento económico sostenible de la región Cusco. La anemia infantil no solo es un problema de salud pública, sino también una limitante crítica para la productividad económica. Según la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES, 2023), la anemia infantil afecta al 38.8% de los niños peruanos menores de cinco años, cifra que en Cusco se incrementa significativamente, superando el 45%. Esto implica costos económicos elevados tanto directos, en atención de salud, como indirectos, relacionados con una menor productividad futura debido a las limitaciones cognitivas y físicas generadas por esta condición.

Asimismo, investigaciones recientes han revelado que, aunque el gasto público en salud se ha incrementado sustancialmente en Perú, más del 550% en las últimas dos décadas, su impacto en la reducción efectiva de la anemia infantil ha sido limitado debido a deficiencias en focalización y ejecución presupuestal (Tovar, 2022). En contextos comparables, como el programa social "Chile Crece Contigo", se ha evidenciado que inversiones eficientes en programas de salud infantil pueden generar mejoras significativas en el capital humano, incrementando el peso al nacer en promedio en 10 gramos, con un costo estimado de \$11 dólares por gramo adicional, comparable con programas exitosos en economías desarrolladas (Clarke et al., 2020). Estos datos sustentan la necesidad de evaluar rigurosamente el impacto económico real de las transferencias públicas en Perú, optimizando así la asignación de recursos públicos destinados a combatir la anemia infantil.

Finalmente, la investigación aportará evidencia cuantitativa precisa sobre la eficiencia y eficacia del gasto público orientado a la infancia, evaluando si programas actuales como "Programa JUNTOS" realmente logran reducir la prevalencia de anemia

infantil o si requieren ajustes metodológicos en términos de focalización y diseño presupuestal. Estudios previos indican que en algunas comunidades rurales peruanas, incluso después de la implementación de programas sociales, la prevalencia de anemia aumentó entre un 21% y 25.6% (Modesto Sudario, 2021), señalando la necesidad urgente de una evaluación económica detallada que permita reorientar y optimizar los recursos fiscales. En este sentido, los resultados obtenidos en esta investigación permitirán no solo mejorar la calidad del gasto público, sino también potenciar la efectividad económica de las intervenciones sociales en contextos rurales y urbanos específicos en Cusco, asegurando beneficios sostenibles para el desarrollo regional.

1.3.4. Justificación social

La presente investigación adquiere particular relevancia social al abordar un problema central para el desarrollo humano en la región Cusco: la alta prevalencia de anemia infantil. Según la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES, 2023), alrededor del 38.8% de niños menores de cinco años en Perú padece anemia, cifra que asciende a más del 45% en la región Cusco, con prevalencias superiores en comunidades rurales e indígenas. La anemia infantil no solo compromete el estado de salud inmediata de los niños, sino que limita significativamente su desarrollo físico, cognitivo y educativo, perpetuando ciclos intergeneracionales de pobreza y desigualdad social.

Diversos estudios internacionales resaltan que intervenciones sociales tempranas pueden generar beneficios sustanciales en la salud infantil y equidad social. Por ejemplo, la evaluación del programa chileno "Chile Crece Contigo" reveló mejoras significativas en indicadores neonatales, aumentando en promedio 10 gramos el peso al nacer, especialmente en grupos vulnerables (Clarke et al., 2020). Por otro lado, investigaciones en contextos similares evidencian que programas sociales que incluyen elementos nutricionales y educativos logran reducir significativamente brechas de desigualdad, particularmente en contextos rurales (Rozel et al., 2023). Por tanto, evaluar si las transferencias públicas aplicadas en Cusco logran reducir efectivamente la anemia infantil podría aportar evidencia clave para la reducción de inequidades sociales y la mejora del bienestar de familias vulnerables.

Finalmente, el contexto de la pandemia por COVID-19 agravó significativamente las condiciones sociales en Cusco, incrementando las tasas de anemia infantil en diversas

comunidades rurales en más de 20%, pese a la implementación de programas sociales como "Programa JUNTOS" (Modesto Sudario, 2021). La interrupción de los servicios de salud y educación durante este periodo profundizó la vulnerabilidad social, afectando particularmente a familias en extrema pobreza. En este marco, la presente investigación se justifica socialmente al buscar evidenciar empíricamente la eficacia real de las transferencias públicas en la reducción de la anemia infantil, generando así información estratégica para la formulación de políticas públicas socialmente sensibles y adaptadas a la realidad regional y comunitaria del Cusco, permitiendo reducir brechas sociales persistentes y mejorar las condiciones de vida de la población infantil más vulnerable.

1.3.5. Justificación en salud

La presente investigación tiene una clara y sólida justificación en términos de salud pública debido al elevado impacto negativo que la anemia infantil representa en la región Cusco y en Perú en general. De acuerdo con la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES, 2023), la anemia infantil afecta al 38.8% de los niños menores de cinco años a nivel nacional, alcanzando niveles superiores al 45% en la región Cusco, con prevalencias especialmente críticas en áreas rurales e indígenas, donde superan frecuentemente el 50%. Esta condición, causada principalmente por deficiencias nutricionales y acceso limitado a servicios de salud, no solo afecta negativamente la salud inmediata, sino que reduce significativamente el desarrollo cognitivo, físico y emocional durante la infancia temprana, generando consecuencias irreversibles para la salud integral de los individuos en etapas posteriores de la vida.

Investigaciones recientes evidencian que programas sociales efectivos pueden generar resultados positivos sustanciales en la reducción de problemas nutricionales y en la mejora del bienestar infantil. Clarke et al. (2020), en su evaluación del programa "Chile Crece Contigo", demostraron que la participación en este programa mejoró significativamente la salud neonatal, incrementando en promedio 10 gramos el peso al nacer y reduciendo considerablemente la incidencia de complicaciones perinatales. Asimismo, estudios realizados en contextos similares han revelado la importancia crítica de la adherencia continua y constante a programas de suplementación nutricional para reducir la prevalencia de anemia en niños. Por ejemplo, Berry et al. (2020) demostraron en India que la continuidad en programas escolares de suplementación de hierro redujo significativamente la anemia moderada, mientras que interrupciones en dichos programas

disminuyeron drásticamente su efectividad.

En el contexto específico peruano, estudios como el de Francke y Acosta (2020) sobre el programa "Qali Warma" señalan que, pese al significativo incremento presupuestal destinado a salud y nutrición infantil, el impacto en la reducción efectiva de la anemia ha sido limitado debido a insuficiencias en la focalización y calidad nutricional de las intervenciones implementadas. Asimismo, Ricra Yauli (2022) concluyó que existe una correlación positiva alta (coeficiente de Spearman 0.845, $p=0.000$) entre el uso eficiente del presupuesto público y la reducción efectiva de la anemia infantil. Por ello, resulta imprescindible evaluar rigurosamente la eficacia de las transferencias públicas en la reducción de esta enfermedad, identificando factores específicos que potencien su impacto. Esta investigación busca proporcionar evidencia empírica concreta para mejorar significativamente la formulación e implementación de políticas públicas de salud en Cusco, permitiendo optimizar la eficacia de las intervenciones y asegurando mejoras sostenibles y reales en la salud infantil.

1.4. Objetivo de la investigación

1.4.1. Objetivo general

OG: Determinar el impacto de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en los hogares de áreas urbanas y rurales del Cusco durante el periodo 2018-2023, mediante la aplicación de modelos Probit, descomposición Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias.

1.4.2. Objetivos específicos

O1: Determinar la asociación entre la participación en programas de transferencias públicas y la probabilidad de anemia infantil, controlando factores socioeconómicos y demográficos, en los hogares de áreas urbanas y rurales del Cusco, mediante la estimación de un modelo Probit.

O2: Determinar en qué medida explican las diferencias en características observables del hogar y en la estructura de sus coeficientes la diferencia en la prevalencia de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios de transferencias públicas en el Cusco urbano y rural, mediante la descomposición Oaxaca-Blinder.

O3: Estimar el efecto causal y temporal de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en los hogares beneficiarios, en comparación con los no beneficiarios, antes, durante y después de la pandemia de la COVID-19 en el departamento del Cusco, mediante un modelo de Diferencias en Diferencias.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

2.1. Antecedentes

2.1.1. Antecedentes internacionales

Pak (2020) estudia el impacto de la reforma de pensiones sociales en Corea del Sur en el bienestar subjetivo de los adultos mayores, evaluando la expansión de la pensión básica en 2014. Mediante un modelo de diferencias en diferencias con puntajes de propensión y datos del Korean Longitudinal Study of Aging (KLoSA), los resultados muestran que el aumento de las transferencias sociales elevó la satisfacción financiera de los beneficiarios entre un 4.8% y 5.7%, con mayor efecto en jubilados, adultos mayores de 70 años y personas de bajos ingresos. Sin embargo, no se encontraron mejoras significativas en salud, relaciones intergeneracionales o calidad de vida general. Concluyeron que las transferencias monetarias fortalecen la estabilidad financiera, pero su impacto en otros aspectos del bienestar es limitado, recomendando políticas complementarias en salud e integración social.

Clarke et al. (2020) analizan el impacto del programa *Chile Crece Contigo* (ChCC) en la salud neonatal, considerando su equidad y eficiencia. Utilizando un modelo de Diferencias en Diferencias (DiD) con datos administrativos de nacimientos y uso de beneficios sociales, encontraron que la participación en ChCC incrementó el peso al nacer en aproximadamente 10 gramos y redujo la tasa de muerte fetal en 1.5 por cada 1,000 nacimientos. Los efectos fueron mayores en los grupos más vulnerables y en bebés con pesos entre 2,000 y 3,500 gramos. En términos de eficiencia, el costo por cada gramo adicional de peso al nacer es de \$11 dólares, similar a programas exitosos como WIC en EE.UU. Además, se estima que cada \$2,750 invertidos en ChCC generan un aumento de 0.05 desviaciones estándar en el rendimiento educativo futuro. Se identificaron como mecanismos clave la nutrición materna prenatal y el acceso a redes de protección social. Concluyeron que las políticas de salud temprana pueden mejorar el capital humano, aunque persisten desafíos en el impacto sobre neonatos con peor salud al nacer.

Islam et al. (2020) analizan la relación entre el estatus socioeconómico (SES) y la prevalencia de anemia en niños de 6 a 59 meses en Bangladesh, utilizando un diseño transversal con datos del Bangladesh Demographic Health Survey 2011 y una muestra de 2,068 niños. Mediante regresión logística ordinal, se encontró que los infantes de bajo SES tienen 3.43 veces más probabilidades de padecer anemia (IC 95%: 1.59-7.43; $p = 0.002$),

mientras que los preescolares presentan 2.73 veces más riesgo (IC 95%: 1.20-6.18; $p = 0.02$). La malnutrición crónica y la residencia rural también son factores de riesgo, aumentando un 34% la probabilidad de anemia en niños con retraso en el crecimiento (IC 95%: 1.11-1.63; $p = 0.003$). En contraste, el consumo de suplementos de vitamina A se identificó como un factor protector (OR 1.18; IC 95%: 0.99-1.41; $p = 0.06$). Concluyeron que mejorar la nutrición infantil y fortalecer políticas de salud pública centradas en la suplementación de hierro y educación nutricional es clave para reducir la anemia en niños de bajos recursos.

Molina et al. (2020) investigan los efectos a largo plazo de un programa de transferencias monetarias condicionadas (CCT) en Honduras (2000-2005), analizando su impacto en educación y migración. Utilizan un diseño experimental con asignación aleatoria de municipios y datos del censo nacional de 2013, aplicando un modelo de diferencias en diferencias (DID) con estimaciones de intención de tratar (ITT). Los resultados muestran que los beneficiarios no indígenas aumentaron su tasa de finalización de secundaria en más del 50% y mejoraron su acceso a la universidad, mientras que los efectos en la población indígena fueron menores. Además, la exposición al CCT en edad escolar tuvo mayores beneficios que en la primera infancia. Se observó un aumento de 3 a 7 puntos porcentuales en la migración internacional de hombres jóvenes. Concluyeron que los CCT pueden tener efectos duraderos en la educación, aunque con variaciones demográficas, recomendándose políticas más inclusivas para poblaciones indígenas y un mayor enfoque en nutrición y salud en la primera infancia.

Hyska et al. (2020) evalúan el estado nutricional, conocimientos y hábitos alimenticios de niños en edad escolar en Albania para fundamentar políticas de alimentación escolar. Con una muestra de 7,578 escolares y 6,810 padres, además de entrevistas con directores, profesores y autoridades, se recopilaban datos mediante encuestas y mediciones antropométricas. Los resultados indican que el 28% de los niños presenta sobrepeso u obesidad, siendo más prevalente en varones (15% vs. 7% en niñas), residentes urbanos (13% vs. 6% en rurales) y estudiantes de colegios privados (15% vs. 10% en públicos). Además, el 17% sufre anemia por deficiencia de hierro. Un 83% de los niños con sobrepeso y un 91% de los obesos no se perciben como tales. Solo el 5% recibe alimentación escolar, y el acceso a agua potable y comida saludable es limitado. Un 40% de los padres pagaría por un programa de alimentación escolar, mientras que un 11% no podría hacerlo por razones económicas. Las autoridades locales identificaron problemas en el suministro de alimentos seguros y en la educación nutricional. Concluyeron que se necesitan intervenciones

multisectoriales para mejorar la nutrición infantil, incluyendo educación alimentaria, mejoras en infraestructura y la integración de productores locales en la provisión de alimentos saludables.

Megally & Ghoneim (2020) evalúan el impacto de una intervención nutricional en la salud de niños preescolares en Egipto, donde la anemia infantil alcanza el 39.6%. Con un diseño experimental aleatorizado en 405 niños de tres regiones, midieron hemoglobina, hematocrito, altura y peso antes y después del programa. Los resultados no mostraron mejoras significativas en anemia, retraso en el crecimiento u obesidad, posiblemente por la corta duración del programa (4 semanas). En el grupo de tratamiento, el 79.64% tenía anemia moderada y el 7.78% severa, mientras que en el grupo de control estos valores fueron 84.62% y 1.54%, respectivamente. El coeficiente del tratamiento sobre la hemoglobina fue negativo (-1.22, $p < 0.01$), asociado a un brote de ictericia. En cuanto al crecimiento, el 40.06% presentó retraso moderado y el 18.67% severo, con un impacto significativo ($p < 0.05$) en la estatura moderadamente baja, pero no en otros indicadores. Concluyeron que los programas de nutrición deben ser más prolongados y contar con un monitoreo riguroso para mejorar la salud infantil de manera sostenible.

Berry et al. (2020) evalúan el impacto del Programa Nacional de Suplementación con Hierro y Ácido Fólico (IFA) en escuelas de la India mediante un diseño cuasi-experimental con Diferencias en Diferencias (DID) y datos de 377 escuelas. Los resultados muestran que, en general, el programa no tuvo un efecto significativo en los niveles promedio de hemoglobina (coeficiente: -0.086, $p = 0.15$). Sin embargo, en escuelas con distribución constante de tabletas, los efectos fueron positivos, especialmente en niños con anemia moderada (coeficiente: 0.442, $p < 0.05$). Se evidencia que la interrupción del suministro reduce su eficacia, destacando la adherencia como un factor clave. El estudio concluye que los programas escolares de suplementación pueden ser efectivos si se implementan sin interrupciones, recomendando mejorar la supervisión y la capacitación de los responsables, así como estrategias para aumentar la adherencia de los beneficiarios.

2.1.2. Antecedentes nacionales

Francke y Acosta (2020) evalúan el impacto del programa Qali Warma en la reducción de la anemia y la desnutrición crónica infantil (DCI) en niños peruanos de 3 a 5 años, analizando datos de ENDES 2014-2017 con técnicas de entropy balancing y machine learning. Mediante regresiones Probit y MCO, los resultados indican que el programa no ha

generado un impacto significativo, con la anemia manteniéndose en 43.5% en 2018 y una reducción anual de solo 0.8 puntos porcentuales (pp), mientras que la DCI persiste en 12.2% con una disminución marginal de 2.4 pp en cuatro años. No se observan mejoras en hemoglobina en niños anémicos, aunque la entrega combinada de raciones y productos podría generar un leve aumento en estos niveles. Concluyeron que la falta de hierro en los alimentos o problemas en la implementación podrían explicar la ineficacia del programa, recomendando mejorar la calidad nutricional y considerar otros factores estructurales en la malnutrición infantil en el Perú.

Modesto Sudario (2021) analiza el impacto del programa de transferencias monetarias condicionadas “Programa JUNTOS” en la prevención de la anemia infantil en Puerto Bermúdez y Constitución, Pasco, en 2019. Con un diseño cuantitativo, longitudinal y transversal, se estudiaron 75 jefes de familia y 233 niños, aplicando observación y hemoglobinometría, procesadas con SPSS 24. Los resultados muestran que la anemia infantil aumentó un 21 % en Puerto Bermúdez y un 25.6 % en Constitución, evidenciando un impacto nulo o negativo del programa. El análisis chi-cuadrado ($p = 0.908$) confirmó la falta de efecto significativo. Sin embargo, la corresponsabilidad de los beneficiarios y el acceso a servicios preventivos tuvieron un impacto positivo ($p < 0.05$). En contraste, la pobreza extrema y el capital humano no mostraron mejoras. Concluyeron que el programa requiere ajustes en su implementación y monitoreo para generar efectos positivos en la salud infantil.

Andrade (2021) aplica el modelo de regresión Dirichlet bayesiano para estimar la prevalencia de anemia infantil en centros poblados del Perú en 2017, utilizando datos de la ENDES y el Modelo Hamiltoniano de Monte Carlo en Rstan. Se clasificó la anemia en severa ($<7,0$ g/dl), moderada (7,0-9,9 g/dl) y leve (10,0-11,9 g/dl), encontrando que el 43.6% de los niños entre 6 y 36 meses presentaban algún grado de anemia, con mayor prevalencia en los quintiles de menores ingresos (53%) respecto a los de mayores ingresos (28%) y alcanzando el 75% en regiones como Puno. La prevalencia se redujo en un 20% en hijos de madres con educación superior y en un 15% con consumo de alimentos ricos en hierro. El modelo Dirichlet permitió estimaciones precisas y la identificación de factores explicativos. Se recomienda mejorar el acceso a alimentos ricos en hierro, fortalecer la educación materna y optimizar la recolección de datos para políticas públicas más eficaces.

Salazar (2024) estudia la prevalencia y determinantes de la anemia infantil en Perú durante los periodos prepandemia, pandemia y postpandemia, utilizando datos de la ENDES

2018-2023 y modelos estadísticos logísticos y Probit. Los resultados muestran que en 2023 la prevalencia de anemia infantil fue del 43.1%, con mayor incidencia en zonas rurales (50.3%) que urbanas (40.2%), destacando Puno (70.4%), Ucayali (59.4%) y Madre de Dios (58.3%) como los departamentos más afectados. Factores como la anemia materna, fiebre y diarrea aumentan significativamente la probabilidad de anemia infantil. Además, la crisis sanitaria por COVID-19 interrumpió políticas de suplementación y control de la anemia, dificultando su reducción. Variables como el índice de riqueza, la educación materna y la edad de la madre también influyen en la prevalencia. Se recomienda fortalecer las políticas de prevención, mejorar el acceso a la salud y educación nutricional, y reforzar la implementación del Plan Multisectorial 2024-2030.

Cerda-Hernández et al. (2024) analizan la prevalencia de anemia infantil en Perú mediante un enfoque espacial, estimando su distribución geográfica y correlaciones socioeconómicas a nivel distrital. Utilizando un estudio ecológico basado en la Endes 2022 y el Censo 2017, aplican el modelo de Fay-Herriot para mejorar estimaciones en distritos con datos limitados. Los resultados muestran una prevalencia nacional del 33.6% (IC95%: 32.8-34.4), con tasas superiores al 40% en Puno, Madre de Dios, Ucayali y Loreto. La anemia es más común en distritos con mayor altitud y pobreza, mientras que el acceso a agua potable (-0.20 , $p=0.000$), uso de cemento en viviendas (-0.17 , $p=0.006$) y porcentaje de hispanohablantes (-0.19 , $p=0.000$) reducen su incidencia. En contraste, el acceso al SIS ($+0.31$, $p=0.000$) y la falta de seguro ($+0.22$, $p=0.091$) están asociados con mayor prevalencia. Concluyeron que el modelo espacial mejora la identificación de distritos vulnerables y se recomienda su uso para focalizar estrategias de reducción de anemia infantil.

Mesas (2024) aplica un modelo de regresión *skew-Probit* para estimar la probabilidad de anemia infantil en menores de cinco años en Perú, utilizando un enfoque bayesiano con inferencia INLA. Basado en datos de la ENDES 2022, incorpora variables como peso, talla, nivel de hemoglobina infantil y materna, edad materna y características del hogar. Se comparan modelos logísticos, *Probit* y *skew-Probit*, encontrando que este último ofrece mejor ajuste, reduciendo el error cuadrático medio y mejorando la capacidad predictiva. Los resultados destacan la influencia significativa del nivel de hemoglobina materna ($\beta = 0.35$, IC 95%: 0.28-0.41) y el peso del niño ($\beta = 0.22$, IC 95%: 0.15-0.29) en la probabilidad de anemia. Concluyeron que el modelo *skew-Probit* es una herramienta robusta para evaluar el riesgo de anemia infantil, recomendándose su aplicación en estudios epidemiológicos y políticas de salud pública.

2.1.3. Antecedentes locales

Mamani Barrios (2023) determina el algoritmo de aprendizaje automático más eficiente para clasificar/predicir anemia infantil a partir de factores sociodemográficos y biológicos, empleando información de la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) 2019–2020. Siguiendo la metodología Knowledge Discovery in Databases (KDD), se realiza selección de variables mediante exclusión recursiva con bosques aleatorios, identificando como predictores más influyentes el nivel de hemoglobina del niño (HC53) y la altitud de residencia (HV040), y se entrena y valida un conjunto comparativo de modelos (regresión logística, K-Nearest Neighbors, Naive Bayes, análisis discriminante lineal, árbol de clasificación, bosques aleatorios, gradient boosting, redes neuronales y Support Vector Machine). Con partición entrenamiento/prueba (378/94 registros), el SVM (kernel radial) presenta el mejor desempeño predictivo en el conjunto de prueba, alcanzando sensibilidad = 1.00, especificidad = 0.9767 y balanced accuracy = 0.9884, lo que evidencia una alta capacidad para identificar correctamente casos con anemia. Concluyeron que el SVM constituye una herramienta robusta para apoyar la vigilancia y focalización de intervenciones en salud infantil en contextos de altura como Cusco, recomendándose su uso para fortalecer la detección temprana y la toma de decisiones basada en datos.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Variable independiente principal: Transferencias públicas

Las transferencias públicas constituyen un mecanismo de redistribución de ingresos implementado por los Estados con el objetivo de reducir la pobreza, mejorar el acceso a bienes y servicios básicos y garantizar una mayor equidad social (Huamán,2020). Estas transferencias pueden clasificarse en dos grandes categorías: condicionadas, que exigen el cumplimiento de ciertos requisitos como asistencia escolar o controles de salud; y no condicionadas, que se otorgan sin restricciones (Fiszbein & Schady, 2009; Pak, 2020; Rozel et al., 2023). Según datos del Banco Mundial (2023), los programas de transferencias públicas han crecido exponencialmente en los últimos 30 años, con una cobertura global del 45% de la población de países en desarrollo. En América Latina, programas como "Bolsa Familia" en Brasil y "Programa JUNTOS" en Perú han reducido significativamente la pobreza extrema en un 8% y 6%, respectivamente (Banco Mundial, 2022).

El funcionamiento de las transferencias públicas varía según el contexto

institucional y económico de cada país. En el caso del Perú, el programa "Programa JUNTOS" beneficia a 680,000 hogares con una transferencia mensual de aproximadamente S/ 200, condicionado a la asistencia escolar y controles de salud de niños menores de 14 años (MIDIS, 2023). La importancia de estas transferencias radica en su impacto en la reducción de brechas socioeconómicas y en la mejora de indicadores de bienestar infantil, como la reducción en un 12% de la desnutrición crónica infantil en beneficiarios del programa (UNICEF, 2021). La economía del bienestar y la microeconomía aplicada han modelado las transferencias públicas a través de funciones de utilidad y modelos estadísticos de impacto. Matemáticamente, el impacto de una transferencia pública sobre el bienestar de un hogar puede expresarse como:

$$U_i = U(Y_i + T, X_i)$$

Donde U_i es la función de utilidad del hogar, Y_i es el ingreso del hogar antes de la transferencia, T es la transferencia recibida, X_i representa otras variables explicativas como nivel educativo y acceso a servicios públicos. Para medir la incidencia de las transferencias sobre la anemia infantil, se propone un modelo estadístico Probit:

$$P(A_i = 1) = \Phi(\beta_0 + \beta_1 T_i + \beta_2 X_i + \varepsilon_i)$$

donde A_i es una variable dicotómica que indica presencia de anemia infantil, Φ representa la función de distribución acumulativa normal, T_i mide la participación en programas de transferencias, y X_i incluye factores de control como acceso a servicios de salud. En este marco formal matemático y estadístico, podemos detallar y acotar la expresión de la siguiente forma:

$$U_i(Y_i, T, X_i) = \alpha \ln(Y_i + T) + \sum_{k=1}^K \beta_k \ln(X_{ik}) + \gamma H_i(A_i)$$

Donde $H_i(A_i) = \frac{1}{1+\exp(-\theta A_i)}$ es una función de salud infantil que depende inversamente de la anemia, considerando que $A_i \in \{0,1\}$; $\alpha, \beta_k, \gamma, \theta$ son parámetros estructurales; y X_{ik} incluye bienes complementarios (educación, acceso a agua potable, educación materna). Entonces, maximizando sujeta a la restricción $Y_i + T = \sum p_j X_{ij}$, se deriva la demanda de insumos nutricionales (X_{i1}^*):

$$X_{i1}^* = \frac{\beta_1(Y_i + T)}{\alpha p_1} \left[1 + \gamma \theta * \frac{\exp(-\theta A_i)}{(1 + \exp(-\theta A_i))^2} \right]$$

Este resultado muestra que las transferencias afectan la nutrición infantil tanto directamente (vía ingreso) como indirectamente (vía elasticidad-utilidad de la salud). Ahora bien, para estimar el efecto causal de T sobre A_i , se propone un sistema de ecuaciones estructurales:

Ecuación de Recepción de Transferencias (Selección Endógena):

$$T_i^* = Z_i \delta + v_i \quad T_i = \mathbb{I}(T_i^* > 0)$$

Donde Z_i son instrumentos (por ejemplo, índice de pobreza monetaria).

Ecuación de Resultado de Anemia (Probit Estructural):

$$P(A_i = 1 | T_i, X_i) = \Phi \left(\underbrace{\beta_0 + \beta_1 T_i + \beta_2 X_i}_{\text{Efectos Observables}} + \underbrace{p \sigma_v \lambda(T_i, Z_i)}_{\text{Sesgo de selección}} + \epsilon_i \right)$$

Con $\lambda(\cdot)$ El inverso de Millss y p la correlación entre errores ϵ_i y v_i .

Ahora bien, para poder capturar efectos dinámicos antes-durante-después COVID (2018 - 2023), definimos:

$$A_{it} = \phi_0 + \phi_1 \text{Post}_t + \phi_2 \text{Trat}_i + \phi_3 (\text{Post}_t * \text{Trat}_i) + \phi_4 X_{it} + \phi_5 \text{Pandemia}_t + u_{it}$$

Donde Pandemia_t es una dummy para 2020-2021 y el efecto DiD, se expresa de la siguiente manera:

$$\hat{\phi}_3 = E[A_{it} | \text{Trat} = 1, \text{Post} = 1] - E[A_{it} | \text{Trat} = 1, \text{Post} = 0] \\ - \{E[A_{it} | \text{Trat} = 1, \text{Post} = 1] - E[A_{it} | \text{Trat} = 1, \text{Post} = 0]\}$$

Finalmente, para cuantificar las brechas en prevalencia de anemia ($\Delta = \bar{A}_1 - \bar{A}_0$) entre grupos (por ejemplo, receptores vs no receptores).

$$\Delta = \underbrace{\left[\Phi(\beta_0^{(1)}) - \Phi(\beta_0^{(0)}) \right]}_{\text{Efecto de Coeficientes}} + \underbrace{\sum_{j=1}^J \left[\bar{X}_j^{(1)} \beta_j^{(1)} - \bar{X}_j^{(0)} \beta_j^{(0)} \right]}_{\text{Efecto de Características}} + \text{Interacción}$$

De hecho, estudios recientes han demostrado la eficacia de las transferencias públicas en la mejora del bienestar infantil. En un análisis de 20 países en desarrollo, Bastagli et al. (2016) encontraron que el 82% de los programas de transferencias condicionadas lograron reducir la desnutrición infantil, mientras que el 67% mejoró el acceso a educación (citado en . En el Perú, el 75% de los niños beneficiarios del programa "Programa JUNTOS" completan su esquema de vacunación antes de los 5 años, en comparación con solo el 48% de los no beneficiarios (INEI, 2023).

Tabla 1. Dimensiones e Indicadores de la Variable (Pak, 2020)

Dimensiones	Indicadores	Modelo de Medición
Cobertura del programa	% de población elegible que recibe beneficios	Encuestas MIDIS y ENAHO
Monto de la transferencia	Promedio mensual recibido por beneficiario	Reportes MIDIS
Duración de participación	Número de años de afiliación activa	Base de datos ENAHO
Condicionalidad del programa	% de cumplimiento de requisitos	Reportes UNICEF

Este análisis proporciona una base sólida para la aplicación de modelos estadísticos como Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias, permitiendo evaluar el impacto de las transferencias públicas sobre la tasa de anemia infantil. Además, la identificación de dimensiones e indicadores asegura la medición adecuada de la variable, garantizando la validez y confiabilidad de los resultados. Las transferencias públicas son una herramienta clave para reducir la pobreza y mejorar el bienestar infantil. Su impacto puede ser modelado económicamente a través de funciones de utilidad y modelos Probit. Los datos empíricos respaldan su efectividad, destacando la importancia de evaluar sus efectos mediante metodologías rigurosas para el diseño de políticas públicas eficientes.

2.2.2. *Variable dependiente: Anemia infantil*

La anemia infantil es un indicador epidemiológico clave en la evaluación del estado de salud y nutrición de la población infantil, particularmente en países en desarrollo. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), la anemia se define como una concentración de hemoglobina en sangre inferior a 110 g/L en niños menores de cinco años, clasificándose en leve, moderada y severa según la gravedad de la deficiencia (OMS, 2021). La prevalencia de la anemia infantil está fuertemente relacionada con factores socioeconómicos, el acceso

a una dieta balanceada, la deficiencia de hierro y la presencia de enfermedades infecciosas (Islam et al., 2020).

Dicho indicador es crucial en la formulación de políticas públicas, ya que su reducción contribuye a mejorar el desarrollo cognitivo y motor infantil, disminuir la morbilidad y mortalidad en menores de cinco años y optimizar el rendimiento escolar en el largo plazo (González et al., 2022). La tasa de anemia infantil se mide a través de encuestas de salud y nutrición que incluyen pruebas de hemoglobina en sangre, clasificando a los niños en rangos de normalidad o deficiencia (Pak, 2020). Desde un punto de vista cuantitativo, la tasa de anemia infantil se expresa mediante el siguiente modelo de probabilidad condicional:

$$P(A_i) = \beta_0 + \beta_1 SES_i + \beta_2 Nutrición_i + \beta_3 Residencia_i + \beta_4 Intervención_i + \varepsilon_i$$

Donde: $P(A_i)$ representa la probabilidad de que un niño padezca anemia; SES_i es el nivel socioeconómico del hogar, medido a través del índice de riqueza; $Nutrición_i$ indica el estado nutricional del niño en términos de estatura y peso; $Residencia_i$ distingue entre zona urbana y rural; $Intervención_i$ refleja la participación en programas de suplementación de hierro y vitamina A; y ε_i es el término de error aleatorio.

Este modelo estadístico permite cuantificar la influencia de cada factor en la prevalencia de la anemia infantil y evaluar la efectividad de políticas públicas en su reducción (Islam, 2020). En este contexto conceptual inicial de la tasa de anemia infantil, se presenta una formalización avanzada que integra modelos no lineales, descomposiciones contrafactuales y diseño cuasi-experimental, superando las limitaciones del modelo lineal inicial (e.g., predicciones fuera de [0,1], heterocedasticidad).

Reformulación como Modelo Probit con Heterogeneidad Causal: La especificación original asume linealidad aditiva, lo que es inadecuado para probabilidades. Se propone un Probit Multinivel con interceptos aleatorios por cluster geográfico:

$$P(A_i = 1 | X_i, \alpha_j) = \Phi \left(\underbrace{\beta_1 SES_i + \beta_2 Nutrición_i + \beta_3 Residencia_i + \beta_4 Intervención_i}_{\text{Efectos Fijos}} + \underbrace{\alpha_j}_{\text{Efectos Aleatorios}} \right); \quad \alpha_j \sim N(0, \sigma_\alpha^2) \quad \varepsilon_i \sim N(0, 1)$$

- Efectos Marginales (EM) no constantes:

$$\frac{\partial P(A_i = 1)}{\partial X_k} = \beta_k \phi(\beta' X_i)$$

Donde $\phi(\cdot)$ es la función de densidad normal

- Efectos Heterogéneos por SES (Condición o Estatus Socioeconómico)

$$\beta_1 = \gamma_0 + \gamma_1 \text{Urbanización}_j + v_i$$

Permite que el impacto del nivel socioeconómico varíe según el grado de urbanización del cluster j . Por otro lado, cuando hablamos de la descomposición de Oxaca-Blinder resulta necesario corregirlo por sesgo de selección para poder aislar el efecto causal de la intervención (Intervención_i) que se aplica a una descomposición no lineal que corrige por selección observables y no observables:

$$\Delta = [\bar{A}_t - \bar{A}_c] = \sum_{i=1}^N [\Phi(\beta^T X_i^T) - \Phi(\beta^C X_i^T)] + \sum_{i=1}^N [\Phi(\beta^C X_i^T) - \Phi(\beta^C X_i^C)] + \lambda(\cdot)$$

Donde $\lambda(\cdot)$ Es un término e corrección por sesgo de selección (Heckman, 1979; García, 2022), modelado como:

$$\lambda = \rho \sigma_\epsilon * \frac{\phi(Z_i \delta)}{\Phi(Z_i \delta)}$$

Con Z_i instrumentos excluidos (por ejemplo, la distancia a los centros de salud). Finalmente, para capturar las dinámicas temporales (2018 – 2023) y efectos COVID, se especifica la siguiente ecuación:

$$A_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Post}_t + \beta_2 \text{Trat}_i + \beta_3 (\text{Post}_t * \text{Trat}_i) + \beta_4 X_{it} + \beta_5 (\text{Post}_t * \text{Pandemia}_t) + \beta_6 (\text{Trat}_i * \text{Pandemia}_t)$$

Donde los parámetros clave con β_3 dado que es el efecto DiD tradicional, β_5 que es el choque común por pandemia, y β_6 que es el efecto diferencial de la pandemia en el grupo de tratamiento. A continuación, posibles resultados teóricos a encontrar y corroborar las hipótesis planteadas. Ahora bien, se puede controlar las variables omitidas, aplicand Modelos de Efectos Fijos Doblemente Robustos (Sant'Anna & Zhao, 2020):

$$\hat{\tau} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{A_i \text{Trat}_i}{\hat{e}(X_i)} - \frac{A_i(1 - \text{Trat}_i)}{1 - \hat{e}(X_i)} \right]$$

Donde $\hat{e}(X_i)$ es el propensity score estimado. Con esto se puede corregir la autorrelación temporal con lo que Bertrand et al. (2004) denomina Bootstrap Clausterizado, dadno una estructura teórica con un marco identificable y testeable para políticas públicas (García, 2022).

Según la OMS, en 2021 la prevalencia global de anemia infantil fue del 39,8%, con una distribución desigual: África Subsahariana alcanzó tasas del 60%, mientras que en América Latina la prevalencia promedio fue del 26,4% (OMS, 2021). En el caso específico de Perú, el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2022) reportó que el 38,8% de los niños menores de cinco años sufren de anemia, con tasas más elevadas en las zonas rurales (45,3%) que en las urbanas (32,1%). Además, se ha identificado que los niños en hogares con menor nivel socioeconómico tienen una probabilidad 2,73 veces mayor de padecer anemia que aquellos en hogares con ingresos superiores (Islam et al., 2020).

Tabla 2. Dimensiones e Indicadores de la Variable Dependiente (Islam et al., 2020)

Dimensión	Indicador	Justificación
Estado Socioeconómico (SES)	Índice de riqueza familiar	Relación con acceso a alimentos y salud
Estado Nutricional	Puntaje Z de altura para la edad	Evaluación de desnutrición crónica
Lugar de Residencia	Diferenciación entre zonas urbanas y rurales	Accesibilidad a servicios de salud
Intervenciones Nutricionales	Porcentaje de niños que recibe suplementos	Impacto de políticas públicas en la prevención

La inclusión de la tasa de anemia infantil en el modelo estadístico del estudio permitirá evaluar el impacto de las transferencias públicas en la salud infantil. A través de los Modelos estadísticos Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias (DID), se buscará determinar si las intervenciones del Estado en la reducción de la pobreza han tenido efectos significativos en la mejora de los indicadores de salud infantil. Además, la combinación de fuentes de datos primarias y secundarias permitirá una medición rigurosa de la relación entre variables.

2.2.3. Modelo estadístico I: Probit

El modelo Probit pertenece a la familia de modelos de respuesta discreta utilizados cuando la variable dependiente es binaria, es decir, solo puede tomar los valores 0 o 1 (Maddala, 1983; Wooldridge, 2010; Greene, 2018). Históricamente se originó en los trabajos de Bliss (1934) y Finney (1947) en toxicología, para modelar respuestas “todo o nada”, y posteriormente fue incorporado en econometría para estudiar decisiones como participación laboral, demanda de crédito o adopción de programas sociales. En esta investigación, el Probit se empleará para modelar la probabilidad de que un hogar cusqueño presente anemia infantil en el periodo 2018–2023 en función de: (i) la participación del hogar en programas de transferencias públicas (tratamiento principal), y (ii) un conjunto de características observables del niño, del hogar y del entorno, incluyendo el ámbito urbano–rural, la educación materna, el nivel de gasto/ingreso y el acceso a servicios básicos (Wooldridge, 2010; Greene, 2018).

Sea la unidad de análisis el hogar $i = 1, 2, \dots, n$. Definimos la variable dependiente binaria:

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{si el hogar } i \text{ tiene al menos un niño con anemia} \\ 0, & \text{si el hogar } i \text{ no presenta anemia infantil} \end{cases}$$

Denotemos por X_i el vector $(K \times 1)$ de covariables que incluye una dummy de participación en transferencias públicas (por ejemplo, Programa JUNTOS), características del hogar (educación materna, tamaño del hogar, gasto per cápita), características del entorno (ámbito urbano–rural, acceso a agua segura, servicios de salud), etc. La cantidad de interés es la probabilidad condicional.

$$p_i = \Pr(Y_i = 1 | X_i)$$

es decir, la probabilidad de que el hogar (i) presente anemia infantil dado su vector de características. Una primera aproximación es el modelo de probabilidad lineal (MPL):

$$p_i = \Pr(Y_i = 1 | X_i) = X_i' \beta$$

donde β es un vector de parámetros estimado por Mínimos Cuadrados Ordinarios. Sin embargo, el MPL presenta tres problemas clásicos (Maddala, 1983; Wooldridge, 2010): (i) Predicciones fuera de $[0, 1]$: como $X_i' \beta$ es una combinación lineal de regresores, puede ser menor que 0 o mayor que 1, lo que no es interpretable como

probabilidad. (ii) Heterocedasticidad intrínseca: la varianza condicional de Y_i es $\text{Var}(Y_i|X_i) = p_i(1 - p_i)$, que depende de X_i ; el supuesto de varianza constante del error se viola sistemáticamente. Y (iii) Efectos marginales constantes: el MPL impone que $\frac{\partial p_i}{\partial X_{ji}} = \beta_j$, es decir, el impacto de cada covariable sobre la probabilidad es constante para todos los hogares, algo poco realista en fenómenos de salud, donde suelen existir umbrales y rendimientos decrecientes.

Para superar estas limitaciones, los modelos Probit y Logit introducen una representación de variable latente (Maddala, 1983; Greene, 2018). Se postula la existencia de una variable continua no observada Y_i^* que representa el riesgo latente de anemia infantil del hogar (i):

$$Y_i^* = X_i'\beta + u_i$$

donde u_i es un término de error aleatorio con distribución simétrica alrededor de cero y función de distribución acumulada $F(\cdot)$. La variable observada Y_i se genera mediante una regla de decisión umbral:

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{si } Y_i^* > 0 \\ 0, & \text{si } Y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

En el contexto de esta tesis, esto se interpreta así: el hogar i presenta anemia infantil $Y_i = 1$ si su riesgo latente Y_i^* , determinado por factores nutricionales (hemoglobina), socioeconómicos, geográficos y por la presencia de transferencias públicas, supera cierto umbral crítico; en caso contrario, no presenta anemia ($Y_i = 0$). El umbral se normaliza a cero sin pérdida de generalidad, lo que equivale a fijar la escala de Y_i^* (Maddala, 1983).

El modelo Probit se obtiene al imponer una distribución normal estándar al término de error latente:

$$u \sim N(0,1)$$

de modo que $F(\cdot) = \Phi(\cdot)$ la función de distribución acumulada normal estándar (Bliss, 1934; Finney, 1947; Wooldridge, 2010). La probabilidad condicional de anemia se deriva a partir del modelo latente:

$$\begin{aligned}
\Pr(Y_i = 1|X_i) &= \Pr(Y_i^* > 0|X_i) \\
&= \Pr(X_i'\beta + u_i > 0|X_i) \\
&= \Pr(u_i > -X_i'\beta|X_i)
\end{aligned}$$

Puesto que u_i es normal estándar,

$$\begin{aligned}
\Pr(u_i > -X_i'\beta) &= 1 - \Pr(u_i \leq -X_i'\beta) \\
\Pr(u_i > -X_i'\beta) &= 1 - \Phi(-X_i'\beta) \\
\Pr(u_i > -X_i'\beta) &= \Phi(X_i'\beta)
\end{aligned}$$

Usando la simetría $\Phi(-z) = 1 - \Phi(z)$; por tanto,

$$\begin{aligned}
\Pr(Y_i = 1|X_i) &= \Phi(X_i'\beta) \\
\Pr(Y_i = 0|X_i) &= 1 - \Phi(X_i'\beta)
\end{aligned}$$

Esta especificación garantiza que $0 < \Pr(Y_i = 0|X_i) < 1$ para todo X_i , introduce una relación sigmoide entre el índice lineal $X_i'\beta$ y la probabilidad, y fija la varianza del error a 1 como normalización de escala (Maddala, 1983; Greene, 2018). En esta tesis, el vector X_i incluirá, entre otros, un indicador de participación en el programa de transferencias públicas, dummies de ámbito urbano–rural, educación materna, indicadores de pobreza, tamaño del hogar y acceso a servicios básicos. Un coeficiente $\beta_j < 0$ indica que mayores niveles de la covariable X_{ji} desplazan la distribución de Y_i^* hacia la izquierda y reducen la probabilidad de anemia; un $\beta_j > 0$ indica que dicha covariable incrementa el riesgo de anemia (Wooldridge, 2010; García, 2022).

Bajo el supuesto de independencia condicional de las observaciones $\{(Y_i, X_i)\}_{i=1}^n$, la función de verosimilitud del modelo Probit es:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n [\Phi(X_i'\beta)]^{Y_i} [1 - \Phi(X_i'\beta)]^{1-Y_i}$$

Y su logaritmo (log-verosimilitud) es:

$$\ell(\beta) = \sum_{i=1}^n \{Y_i \ln \Phi(X_i' \beta) + (1 - Y_i) \ln[1 - \Phi(X_i' \beta)]\}$$

El vector de parámetros β se estima por máxima verosimilitud (MLE), es decir, como el valor $\hat{\beta}$ que maximiza $\ell(\beta)$ (Maddala, 1983; Wooldridge, 2010; Greene, 2018). Ahora bien, el vector score se define como el gradiente de la log-verosimilitud respecto de β :

$$S(\beta) = \frac{\partial \ell(\beta)}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n s_i(\beta)$$

Para un modelo binario general con CDF $F(\cdot)$, densidad $f(\cdot)$ y $p_i(\beta) = F(X_i' \beta)$, partiendo de:

$$\ell(\beta) = \sum_{i=1}^n \{Y_i \ln p_i(\beta) + (1 - Y_i) \ln[1 - p_i(\beta)]\}$$

La derivada es (Cameron & Trivedi, 2005; Wooldridge, 2010):

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n \left[\frac{Y_i - p_i(\beta)}{p_i(\beta)[1 - p_i(\beta)]} \right] \frac{\partial p_i(\beta)}{\partial \beta}$$

Como $p_i(\beta) = F(X_i' \beta)$ y $\frac{\partial p_i(\beta)}{\partial \beta} = f(X_i' \beta) X_i$, resulta:

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n \left[\frac{Y_i - F(X_i' \beta)}{F(X_i' \beta)[1 - F(X_i' \beta)]} \right] \phi_i X_i$$

En el caso Probit, $F(z) = \Phi(z)$ y $f(z) = \phi(z)$, la densidad normal estándar. Denotando $\Phi = \Phi(X_i' \beta)$ y $\phi_i = \phi(X_i' \beta)$:

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n \left[\frac{Y_i - \Phi_i}{\Phi_i(1 - \Phi_i)} \right] \phi_i X_i$$

La condición de primer orden para un máximo interior es: $S(\hat{\beta}) = 0$, es decir, en el óptimo la suma ponderada de los residuales $(Y_i - \Phi_i)$ es nula en todas las direcciones

definidas por los regresores, con ponderaciones no lineales $\frac{\phi_i}{\Phi_i(1-\Phi_i)}$ (Greene, 2018). La matriz Hessiana del logaritmo de la verosimilitud es:

$$H(\beta) = \frac{\partial^2 \ell(\beta)}{\partial \beta \partial \beta'} = \sum_{i=1}^n H_i(\beta)$$

Y, bajo correcta especificación, es negativa definida en vecindad de β_0 , garantizando un máximo global. La matriz de información de Fisher se define como el valor esperado del negativo de la Hessiana:

$$\mathfrak{I}(\beta) = -E[H(\beta)] = E[(\beta)S(\beta)']$$

Conocida como identidad de información (Wooldridge, 2010). Para el Probit, puede escribirse a nivel individual como:

$$\mathfrak{I}_i(\beta) = \frac{\phi(X_i'\beta)^2}{\Phi(X_i'\beta)[1 - \Phi(X_i'\beta)]} X_i X_i'$$

Y, por tanto,

$$\mathfrak{I}(\beta) = \sum_{i=1}^n \frac{\phi(X_i'\beta)^2}{\Phi(X_i'\beta)[1 - \Phi(X_i'\beta)]} X_i X_i'$$

Bajo los supuestos estándar de la teoría de máxima verosimilitud (independencia condicional, identificación, regularidad), el estimador $\hat{\beta}$ es consistente y asintóticamente normal (Cameron & Trivedi, 2005; Wooldridge, 2010; Greene, 2018):

$$\sqrt{n}(\hat{\beta} - \beta_0) \rightarrow d \rightarrow N(0, \mathfrak{I}(\beta_0)^{-1})$$

Cuando $n \rightarrow \infty$. En la práctica, la matriz de varianzas y covarianza se estima reemplazando β_0 por $\hat{\beta}$:

$$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}) = \mathfrak{I}(\hat{\beta})^{-1} \text{ o } [-H(\hat{\beta})]^{-1}$$

lo que permite construir intervalos de confianza y contrastes de hipótesis sobre, por ejemplo, el coeficiente asociado a la participación en transferencias públicas o al ámbito rural-urbano en el riesgo de anemia infantil (García, 2022). En modelos no

lineales como el Probit, los coeficientes β no se interpretan directamente como cambios en la probabilidad, a diferencia del modelo de probabilidad lineal. El análisis sustantivo se basa en los efectos marginales, es decir, en cómo varía $\Pr(Y_i = 1|X_i)$ ante cambios en las covariables (Greene, 2018; Wooldridge, 2010). Partiendo de:

$$p_i(\beta) = \Pr(Y_i = 1|X_i) = \Phi(X_i'\beta)$$

El efecto marginal de un covariable continua X_{ji} sobre la probabilidad de anemia es:

$$\frac{\partial p_i(\beta)}{\partial X_{ji}} = \phi(X_i'\beta)\beta_j$$

El signo viene determinado por β_j pero la magnitud depende de X_i a través de $\phi(X_i'\beta)$, que es mayor en la “zona central” de la distribución y se aproxima a cero en los extremos. Esto refleja que el impacto de cambios en educación, ingreso o acceso a servicios sobre la probabilidad de anemia es mayor cuando el hogar se encuentra en un rango intermedio de riesgo latente (García, 2022). En práctica empírica se distinguen dos medidas agregadas (Cameron & Trivedi, 2005; Greene, 2018):

- Efecto marginal en la media (MEM): se evalúa en el vector de medias de las covariables $\bar{X}$:

$$\widehat{MEM}_j = \phi(\bar{X}'\hat{\beta})\hat{\beta}_j$$

Responde a la pregunta: ¿en cuánto cambia la probabilidad de anemia de un “hogar típico” (con características promedio) ante un cambio marginal en X_j ?

- Efecto marginal promedio (EMP o AME): se promedian los efectos marginales individuales:

$$\widehat{AME}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(\bar{X}'\hat{\beta})\hat{\beta}_j$$

Responde a: ¿cuál es el cambio promedio en la probabilidad de anemia en la población de estudio cuando X_j aumenta marginalmente?

Ambas magnitudes pueden acompañarse de errores estándar obtenidos por el Modelo delta a partir de la distribución asintótica de $\hat{\beta}$ (Cameron & Trivedi, 2005). Cuando la covariable es dicotómica (por ejemplo, una dummy D_i que indica si el hogar es beneficiario de transferencias públicas), el efecto relevante no es una derivada sino un cambio discreto en la probabilidad:

$$\Delta \Pr(Y_i = 1) = \Pr(Y_i = 1|D_i = 1, Z_i) - \Pr(Y_i = 1|D_i = 0, Z_i)$$

Donde Z_i incluye el resto de covariables. En el modelo Probit.:

$$\Delta \Pr(Y_i = 1) = \Phi(\alpha + \beta_D * 1 + Z_i' \beta_Z) - \Phi(\alpha + \beta_D * 0 + Z_i' \beta_Z)$$

y, en la práctica, se calcula sustituyendo $\hat{\beta}$ y evaluando en un punto de referencia (por ejemplo, $Z_i = \bar{Z}$) o promediando sobre todos los hogares (AME discreto).

En el marco de esta investigación, este cambio discreto cuantifica en cuántos puntos porcentuales varía la probabilidad de anemia infantil cuando un hogar pasa de no recibir a recibir transferencias públicas, manteniendo constantes las demás características observables (ámbito urbano/rural, educación materna, ingreso, acceso a servicios). Esta interpretación probabilística será central en la lectura de los resultados empíricos y se articulará con los demás Modelos del estudio, la descomposición Oaxaca–Blinder y el diseño de diferencias en diferencias, para ofrecer una evaluación rigurosa del impacto de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en las áreas urbanas y rurales del Cusco entre 2018 y 2023.

2.2.4. Modelo estadístico II: Oaxaca-Blinder

La descomposición Oaxaca–Blinder (OB) es un Modelo diseñado para explicar la diferencia en el valor medio de una variable de resultado entre dos grupos, separando la brecha total en una parte debida a diferencias en las características observables (dotaciones) y otra parte asociada a diferencias en la estructura de retornos o coeficientes (Blinder, 1973; Oaxaca, 1973). Originalmente formulado para diferenciales salariales por género, ha sido extensamente aplicado a salud, pobreza y desigualdades socioeconómicas (Neumark, 1988; Jann, 2008). En esta investigación se consideran dos grupos mutuamente excluyentes de hogares del Cusco:

- Grupo (A): hogares beneficiarios de programas de transferencias públicas.

- Grupo (B): hogares no beneficiarios.

El resultado de interés es la probabilidad de anemia infantil en el hogar, definida a partir de la información de los niños de 6–59 meses. A nivel teórico se utilizará primero la versión lineal clásica de la descomposición, para luego extenderla al caso no lineal donde el resultado es binario y se modela mediante un Probit, coherente con el subcapítulo 2.2.3. Sea Y_{hg} el resultado observado para el hogar h perteneciente al grupo $g \in \{A, B\}$. En la versión lineal clásica, se especifica para cada grupo una ecuación de regresión:

$$Y_{hg} = X'_{hg}\beta_g + \varepsilon_{hg} \quad g \in \{A, B\}$$

donde: X_{hg} es un vector $K \times 1$ de covariables del hogar: educación materna, ingreso o gasto per cápita, tamaño del hogar, número de niños, acceso a agua segura, área urbano–rural, etc.; β_g es el vector de coeficientes del grupo (g), que recoge el efecto marginal de cada covariable sobre el resultado esperado; y ε_{hg} es el término de error, con $E[\varepsilon_{hg}|X_{hg}] = 0$ y varianza finita. El valor esperado condicional en cada grupo es:

$$E(Y_{hg}|X_{hg}) = X'_{hg}\beta_g$$

Si se toman expectativas incondicionales dentro de cada grupo, se obtiene que la media poblacional del resultado es el producto escalar entre el vector de medias de covariables y el vector de coeficientes:

$$\mu_g \equiv E(Y_{hg}|G = g) = E(X_{hg})'\beta_g, \quad g \in \{A, B\}$$

En la práctica se estiman β_A y β_B por Mínimos Cuadrados Ordinarios en cada submuestra, obteniendo $\hat{\beta}_A$ y $\hat{\beta}_B$, y se calculan las medias muestrales $\bar{X}_A$, $\bar{X}_B$, $\bar{Y}_A$ y $\bar{X}_B$. La brecha media de resultado entre grupos es:

$$\Delta\bar{Y} \equiv \bar{Y}_A - \bar{X}_B$$

En esta tesis, Y_{hg} puede interpretarse como una medida de riesgo de anemia infantil (por ejemplo, el porcentaje de niños anémicos en el hogar) o como una aproximación lineal a la probabilidad de anemia, lo que permite utilizar el esquema OB clásico como punto de partida (Fortin, Lemieux, & Firpo, 2011). Partiendo de las aproximaciones lineales:

$$\bar{Y}_A \simeq \bar{X}'_A \hat{\beta}_A, \quad \bar{Y}_B \simeq \bar{X}'_B \hat{\beta}_B$$

La brecha media se escribe como

$$\bar{Y}_A - \bar{Y}_B = \bar{X}'_A \hat{\beta}_A - \bar{X}'_B \hat{\beta}_B$$

El paso clave de Oaxaca–Blinder consiste en sumar y restar un término intermedio construido con un vector de coeficientes de referencia. Por ejemplo, si se adopta como referencia al grupo (B) (no beneficiarios) y se suma y resta $\bar{X}'_A \hat{\beta}_B$, resulta:

$$\bar{Y}_A - \bar{Y}_B = \bar{X}'_A \hat{\beta}_A - \bar{X}'_B \hat{\beta}_B$$

$$\bar{Y}_A - \bar{Y}_B = \bar{X}'_A \hat{\beta}_A - \bar{X}'_A \hat{\beta}_B + \bar{X}'_A \hat{\beta}_B - \bar{X}'_B \hat{\beta}_B$$

$$\bar{Y}_A - \bar{Y}_B = \bar{X}'_A (\hat{\beta}_A - \hat{\beta}_B) + (\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \hat{\beta}_B$$

Reordenando, se obtiene la descomposición clásica:

$$\bar{Y}_A - \bar{Y}_B = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \hat{\beta}_B}_E + \underbrace{\bar{X}'_A (\hat{\beta}_A - \hat{\beta}_B)}_U$$

Donde el componente explicado (E) (dotaciones) $E = (\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \hat{\beta}_B$ mide cuánto de la brecha media se debe únicamente a que los hogares beneficiarios y no beneficiarios presentan diferentes dotaciones promedio en las covariables, evaluadas bajo la misma estructura de retornos $\hat{\beta}_B$.

En el contexto de anemia, captura cuánto de la diferencia de riesgo entre hogares beneficiarios y no beneficiarios se explica porque, por ejemplo, las madres de un grupo tienen mayor escolaridad, el acceso a agua segura es más frecuente, o los hogares tienen mayor gasto per cápita. Y el componente no explicado (U) (coeficientes o estructura) $U = \bar{X}'_A (\hat{\beta}_A - \hat{\beta}_B)$ recoge las diferencias en los coeficientes entre grupos, evaluadas en el vector de covariables del grupo (A). Este término refleja diferencias en la forma en que las características se traducen en el resultado, incluso cuando las dotaciones son las mismas. En estudios salariales se interpreta como “discriminación” o efecto de factores no observados (Blinder, 1973; Oaxaca, 1973); aquí puede reflejar cambios estructurales en el comportamiento de los hogares beneficiarios (por ejemplo, mayor uso de servicios de salud infantil, cambios en prácticas de alimentación) que modifican la relación entre

educación materna, ingreso o acceso a agua y el riesgo de anemia.

La descomposición anterior no es única, pues depende de qué vector de coeficientes se adopte como referencia. Si, en lugar de usar $\hat{\beta}_B$, se utiliza $\hat{\beta}_A$ y se suma y resta $\bar{X}'_B \hat{\beta}_A$, se obtiene:

$$\bar{Y}_A - \bar{Y}_B = (\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \hat{\beta}_A + \bar{X}'_B (\hat{\beta}_A - \hat{\beta}_B)$$

En esta segunda descomposición, el componente explicado se evalúa en $\hat{\beta}_A$ y el no explicado se calcula sobre las dotaciones del grupo B. Las proporciones relativo–explicado/no explicado cambian con la elección del grupo base, dando lugar al denominado problema del número índice (index number problem) (Neumark, 1988; Fortin et al., 2011). Para reducir la dependencia de una referencia arbitraria, Neumark (1988) y Oaxaca y Ransom (1994) proponen usar un vector de coeficientes “neutro” β^* que represente una estructura de retornos hipotética común. Una opción habitual consiste en estimar una regresión “pooled” sobre la muestra completa y utilizar su estimador $\hat{\beta}^*$ como benchmark. En términos generales, puede definirse:

$$\hat{\beta}^* = \Omega \hat{\beta}_A + (I - \Omega) \hat{\beta}_B$$

donde Ω es una matriz de ponderaciones $K \times K$ que genera distintos esquemas de referencia (Reimers, 1983; Cotton, 1988). Bajo esta estructura, la brecha media puede reescribirse como:

$$\bar{Y}_A - \bar{Y}_B = (\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \hat{\beta}^* + \bar{X}'_A (\hat{\beta}_A - \hat{\beta}^*) + \bar{X}'_B (\hat{\beta}^* - \hat{\beta}_B)$$

donde el primer término es la parte explicada por diferencias en dotaciones evaluadas en la estructura neutra, y los dos últimos capturan la parte no explicada, desagregando el “exceso” de retornos del grupo beneficiario y del grupo no beneficiario respecto al patrón de referencia.

En esta tesis, siguiendo a Fairlie (1999; 2005), el uso de una estructura de referencia promedio es particularmente adecuado, ya que el objetivo es identificar qué proporción de la brecha en la probabilidad de anemia entre hogares beneficiarios y no beneficiarios se asocia a diferencias en dotaciones (educación de la madre, condiciones de vivienda, ubicación urbano–rural, etc.) y qué proporción está vinculada a cambios

estructurales en la forma en que esas variables inciden en la anemia infantil.

En la aplicación empírica el resultado de interés no es continuo, sino una variable binaria que indica si el hogar presenta al menos un niño con anemia $Y_{hg} = 1$ o no $Y_{hg} = 0$. En este contexto, la relación entre covariables y resultado se modela mediante un Probit, coherente con el subcapítulo 2.2.3 (Wooldridge, 2010; Greene, 2018). Para cada grupo $g \in \{A, B\}$ se plantea:

$$Y_{hg} = \begin{cases} 1, & \text{si el hogar } h \text{ presenta anemia infantil,} \\ 0, & \text{en caso contrario,} \end{cases}$$

Con probabilidad

$$\Pr(Y_{hg} = 1 | X_{hg}, g) = \Phi(X'_{hg}\beta_g)$$

donde $\Phi(\cdot)$ es la función de distribución acumulada normal estándar. Los parámetros β_g se estiman por máxima verosimilitud. Definiendo $z_{hg} = X'_{hg}\beta_g$ y $p_{hg} = \Phi(z_{hg})$, la verosimilitud en el grupo g es:

$$L_g(\beta_g) = \prod_{h \in g} p_{hg}^{y_{hg}} (1 - p_{hg})^{1-y_{hg}}$$

Y la log-verosimilitud:

$$\ell_g(\beta_g) = \sum_{h \in g} [y_{hg} \ln \Phi(z_{hg}) + (1 - y_{hg}) \ln (1 - \Phi(z_{hg}))]$$

El vector de score es el gradiente $\ell_g(\beta_g)$:

$$S_g(\beta_g) = \frac{\partial \ell_g(\beta_g)}{\partial \beta_g} = \sum_{h \in g} X_{hg} \phi(z_{hg}) \left[\frac{y_{hg}}{\Phi(z_{hg})} - \frac{1 - y_{hg}}{1 - \Phi(z_{hg})} \right]$$

Donde $\phi(\cdot)$ es la densidad normal estándar. El estimador $\hat{\beta}_g$ satisface las condiciones de primer orden.

$$S_g(\hat{\beta}_g) = 0$$

y la curvatura viene dada por la matriz Hessiana $H_g(\beta_g) = \frac{\partial^2 \ell_g(\beta_g)}{\partial \beta_g \partial \beta'_g}$, que es

negativa definida en el entorno del máximo bajo supuestos regulares. Bajo las condiciones estándar de máxima verosimilitud (identificación, regularidad y tamaño muestral grande), $\hat{\beta}_g$ es consistente y asintóticamente normal:

$$\sqrt{N_g}(\hat{\beta}_g - \beta_g^0) \xrightarrow{d} N(0, I_g(\beta_g^0)^{-1})$$

Donde $I_g(\beta_g)$ es la matriz de información de Fisher

$$I_g(\beta_g) = -E[H_g(\beta_g)] = E[S_g(\beta_g)S_g(\beta_g)']$$

En la práctica, la varianza de $\hat{\beta}_g$ se estima como

$$\widehat{Var}(\hat{\beta}_g) = -H_g(\hat{\beta}_g)^{-1}$$

o mediante estimadores tipo “sandwich” robustos a heterocedasticidad (Wooldridge, 2010; Greene, 2018). Esta estructura asintótica es fundamental, porque la descomposición Oaxaca–Blinder no lineal será una función diferenciable de $\hat{\beta}_A$, $\hat{\beta}_B$ y de los momentos muestrales de X , lo que permite obtener errores estándar por el Modelo delta (Jann, 2008). Una vez estimados los modelos Probit por grupo (o un Probit “pooled” con dummies de grupo), se obtienen para cada hogar las probabilidades predichas de anemia:

$$\hat{p}_{hg} = \Phi(X'_{hg}\hat{\beta}_g)$$

La brecha promedio en probabilidad de anemia entre hogares beneficiarios y no beneficiarios es:

$$\bar{P}_A - \bar{P}_B = \frac{1}{N_A} \sum_{h \in A} \hat{p}_{hA} - \frac{1}{N_B} \sum_{h \in B} \hat{p}_{hB}$$

La extensión no lineal de Oaxaca–Blinder busca descomponer $\bar{P}_A - \bar{P}_B$ en una parte explicada por diferencias en la distribución de covariables entre grupos y una parte no explicada asociada a diferencias en los parámetros β_g (Fairlie, 1999, 2005; Yun, 2004). A nivel conceptual, el componente explicado se obtiene sustituyendo secuencialmente la distribución de una covariable del grupo B por la del grupo A (o viceversa) en la función

de probabilidad $F(X\hat{\beta})$, manteniendo fijos los demás regresores y los parámetros, y promediando sobre distintos reordenamientos de la muestra para evitar que el resultado dependa del orden de sustitución.

Así, por ejemplo, la contribución de la educación materna a la brecha en probabilidad de anemia se aproxima comparando las probabilidades predichas cuando los hogares no beneficiarios “reciben” la distribución de educación observada en los hogares beneficiarios, manteniendo constante el resto de características y los parámetros $\hat{\beta}$. De este modo, se puede cuantificar qué fracción de $\bar{P}_A - \bar{P}_B$ se asocia a diferencias en educación, ingreso, acceso a agua segura, ubicación urbano–rural, etc.

Para interpretar económicamente los parámetros del Probit se recurre a los efectos marginales. Para una covariable continua x_k , el efecto marginal sobre la probabilidad de anemia del hogar h en el grupo g es:

$$\frac{\partial \Pr(Y_{hg} = 1 | X_{hg})}{\partial x_{k,hg}} = \phi(X'_{hg}\beta_g)\beta_{k,g}$$

lo que muestra que el impacto depende tanto de $\beta_{k,g}$ como del nivel de riesgo basal a través de $\phi(\cdot)$. En la práctica se utiliza el efecto marginal promedio (AME):

$$AME_{k,g} = \frac{1}{N_g} \sum_{h \in g} \phi(X'_{hg}\hat{\beta}_g)\hat{\beta}_{k,g}$$

que expresa cuánto cambia, en puntos porcentuales, la probabilidad de anemia cuando x_k aumenta en una unidad, en promedio dentro del grupo g . Para covariables dicotómicas (por ejemplo, “acceso a agua segura” o “área rural”), se evalúa el cambio discreto en la probabilidad al pasar de 0 a 1.

En esta investigación, la combinación de modelos Probit para estimar el riesgo de anemia infantil en función de características del hogar y participación en transferencias públicas; la descomposición Oaxaca–Blinder no lineal (tipo Fairlie/Yun) aplicada a las probabilidades predichas; y efectos marginales por grupo y por covariable, permite descomponer rigurosamente la brecha en la probabilidad de anemia entre hogares beneficiarios y no beneficiarios en componentes atribuibles a diferencias de dotaciones (educación, ingreso, acceso a servicios de salud, condición urbano–rural) y a diferencias

estructurales en cómo estas dotaciones se traducen en riesgo de anemia. Esta descomposición complementa el modelo Probit (2.2.3) y el esquema de diferencias en diferencias (2.2.5), ofreciendo una visión detallada de los mecanismos a través de los cuales las transferencias públicas contribuyen, o no, a reducir las desigualdades en anemia infantil en las áreas urbanas y rurales del Cusco.

2.2.5. Modelo estadístico III: Diferencias en Diferencias (DiD)

El Modelo de Diferencias en Diferencias (DiD) es un diseño cuasiexperimental ampliamente utilizado para identificar efectos causales de políticas públicas cuando la asignación del tratamiento no es aleatoria, pero existe información antes y después de la intervención para un grupo tratado y un grupo de control (Angrist & Pischke, 2009; Imbens & Wooldridge, 2009). En esencia, el DiD compara la evolución temporal de una variable de resultado entre ambos grupos y atribuye al tratamiento la diferencia adicional en la variación del resultado que experimenta el grupo tratado respecto del grupo de control.

En el presente estudio, la unidad de análisis es el hogar h del departamento de Cusco, observado en el periodo 2018–2023. El tratamiento de interés es la participación del hogar en un programa de transferencias públicas (por ejemplo, Programa JUNTOS), y el resultado Y_{ht} es una medida de anemia infantil en el hogar, usualmente una variable dicotómica que indica si existe al menos un niño con anemia en el rango etario 6–59 meses (1 = presencia de anemia; 0 = ausencia). El objetivo es estimar el efecto promedio de las transferencias sobre la prevalencia de anemia infantil, controlando por shocks agregados (como la pandemia de la COVID-19) y por diferencias iniciales entre hogares urbanos y rurales (Bertrand, Duflo, & Mullainathan, 2004; Wooldridge, 2010).

Sea $h = 1, 2, \dots, H$ el índice de hogar y $t \in [0, 1]$ el periodo de observación, donde $t = 0$ representa el periodo pretratamiento (por ejemplo, 2018–2019) y $t = 1$ el periodo postratamiento (2020–2023). Defínase D_h como una variable indicadora de tratamiento a nivel de hogar:

$$D_h = \begin{cases} 1, & \text{si el hogar } h \text{ participa en el programa de transferencias} \\ 0, & \text{si el hogar } h \text{ no participa} \end{cases}$$

En el marco de resultados potenciales (Rubin, 1974; Imbens & Wooldridge, 2009), cada hogar posee dos trayectorias de resultado en cada periodo: $Y_{ht}(1)$ que es el

resultado potencial (medida de anemia infantil) si el hogar recibe tratamiento; y $Y_{ht}(0)$ que es el resultado potencial si el hogar no recibe tratamiento. El resultado observado se define como

$$Y_{ht} = D_h Y_{ht}(1) + (1 - D_h) Y_{ht}(0) \quad t \in \{0,1\}$$

El parámetro causal de interés es el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT) en el periodo posterior

$$ATT = E[Y_{h1}(1) - Y_{h1}(0) | D_h = 1]$$

Este parámetro responde a la pregunta: en promedio, en cuánto cambiaría la prevalencia de anemia infantil en los hogares beneficiarios si se “apagaran” las transferencias públicas, manteniendo todo lo demás constante. El problema es que $Y_{h1}(0)$ no se observa para los hogares tratados, por lo que debe ser identificado a partir del grupo de control $D_h = 0$. La esencia del DiD consiste en usar la evolución de la anemia en los hogares no beneficiarios como aproximación al contrafactual $Y_{h1}(0)$ de los beneficiarios, bajo un supuesto de tendencias paralelas (Angrist & Pischke, 2009). Considérese la partición de la población de hogares en dos grupos:

- $G_h = T$ si $D_h = 1$ (hogares tratados: beneficiarios de transferencias).
- $G_h = C$ si $D_h = 0$ (hogares de control: no beneficiarios).

Denótese por $\bar{Y}_{gt}$ la media del resultado observado en el grupo $g \in \{T, C\}$ en el periodo $t \in \{0,1\}$:

$$\bar{Y}_{gt} = E[Y_{ht} | G_h = g]$$

El estimador clásico de DiD es la diferencia de dos diferencias:

$$\hat{\delta}_{DiD} = (\bar{Y}_{T1} - \bar{Y}_{T0}) - (\bar{Y}_{C1} - \bar{Y}_{C0})$$

Donde $\bar{Y}_{T1} - \bar{Y}_{T0}$ es el cambio observado en la prevalencia de anemia en hogares beneficiarios entre pre y post; y $\bar{Y}_{C1} - \bar{Y}_{C0}$ es el cambio observado en hogares no beneficiarios, que captura la tendencia “natural” o el efecto de shocks comunes (campañas nacionales, cambios de precios de alimentos, pandemia, etc.). Al restar ambos, se elimina la tendencia común y se aísla el cambio diferencial asociado a la participación en el

programa.

Para mostrar su relación con el ATT, supóngase que el tratamiento no está disponible en $t = 0$, de modo que $Y_{h0}(1) = Y_{h0}(0)$ para todos los hogares. Además, asuma que el cambio esperado en el resultado potencial sin tratamiento es igual para tratados y controles (supuesto de tendencias paralelas):

$$E[Y_{h1}(0) - Y_{h0}(0)|D_h = 1] = E[Y_{h1}(0) - Y_{h0}(0)|D_h = 0]$$

Bajo estas hipótesis:

$$\bar{Y}_{T1} - \bar{Y}_{T0} = E[Y_{h1}|D_h = 1] - E[Y_{h0}|D_h = 1]$$

$$\bar{Y}_{T1} - \bar{Y}_{T0} = E[Y_{h1}(1)|D_h = 1] - E[Y_{h0}(0)|D_h = 1];$$

$$\bar{Y}_{C1} - \bar{Y}_{C0} = E[Y_{h1}(0)|D_h = 0] - E[Y_{h0}(0)|D_h = 0].$$

Luego, usando tendencias paralelas,

$$E[Y_{h1}(0)|D_h = 1] - E[Y_{h0}(0)|D_h = 1] = E[Y_{h1}(0)|D_h = 0] - E[Y_{h0}(0)|D_h = 0]$$

Reorganizando términos, se obtiene:

$$\hat{\delta}_{DiD} \xrightarrow{p} E[Y_{h1}(1) - Y_{h1}(0)|D_h = 1] = ATT$$

Es decir, bajo tendencias paralelas y estabilidad de la composición grupal, el estimador DiD es consistente para el efecto causal promedio del tratamiento sobre los hogares beneficiarios (Angrist & Pischke, 2009; Lechner, 2011). Este supuesto es menos restrictivo que la independencia condicional (CIA) usada en matching puro, pues permite diferencias fijas en niveles de anemia entre tratados y controles (por ejemplo, los beneficiarios pueden ser inicialmente más pobres), siempre que esas diferencias no cambien en el tiempo en ausencia de programa.

La expresión anterior puede reescribirse en una forma de regresión lineal, lo que facilita la estimación mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) e incorporación de covariables. En el caso simple con un período pre y uno post, se plantea el modelo:

$$Y_{ht} = \alpha + \beta D_h + \lambda Post_t + \delta(D_h \times Post_t) + u_{ht}$$

Donde Y_{ht} es el indicador de anemia infantil en el hogar h en el año t , D_h indica hogares tratados (participan en transferencias), $Post_t$ indica el periodo posterior a la consolidación del programa (por ejemplo, $Post_t = 1$ para 2020–2023 y $Post_t = 0$ para 2018–2019); $D_h \times Post_t$ es la interacción que identifica a hogares beneficiarios en el periodo posterior; α es la media de referencia (grupo de control en el periodo pre); β recoge la brecha inicial entre tratados y controles; λ capta el cambio común en anemia entre pre y post; y δ es el parámetro de interés, que coincide con el estimador DiD; u_{ht} es el error idiosincrático, con $E[u_{ht}|D_h, Post_t] = 0$.

En ausencia de covariables, puede demostrarse que el estimador MCO de δ es exactamente igual al estimador 2×2 definido en la sección anterior (Angrist & Pischke, 2009):

$$\hat{\delta}^{OLS} = (\bar{Y}_{T1} - \bar{Y}_{T0}) - (\bar{Y}_{C1} - \bar{Y}_{C0})$$

En aplicaciones empíricas es habitual añadir un vector de controles observables X_{ht} que recogen características del hogar urbano/rural relevantes para la anemia (educación materna, gasto per cápita, acceso a agua segura, tamaño del hogar, número de niños, etc.):

$$Y_{ht} = \alpha + \beta D_h + \lambda Post_t + \delta(D_h \times Post_t) + \gamma' X_{ht} + u_{ht}$$

La inclusión de X_{ht} no altera la interpretación causal de δ bajo tendencias paralelas (condicionales), pero mejora la precisión del estimador y corrige cambios composicionales en la muestra a lo largo del periodo 2018–2023 (Wooldridge, 2010). Aunque Y_{ht} es binaria, el modelo anterior es un modelo lineal de probabilidad (LPM). En esta especificación, δ se interpreta directamente como un cambio en puntos porcentuales en la probabilidad de anemia infantil:

$$\begin{aligned} \delta \approx & [\Pr(Y = 1|D = 1, Post = 1) - \Pr(Y = 1|D = 1, Post = 0)] \\ & - [\Pr(Y = 1|D = 0, Post = 1) - \Pr(Y = 1|D = 0, Post = 0)] \end{aligned}$$

A pesar de sus limitaciones (heterocedasticidad y posibles predicciones fuera de [0,1], el LPM es muy utilizado en DiD por la transparencia en la interpretación del coeficiente de interacción (Angrist & Pischke, 2009; Puhani, 2012). Dado que el estudio modela la probabilidad de anemia infantil mediante Probit (sección 2.2.3), es natural

extender el DiD al marco no lineal (Ai & Norton, 2003; Puhani, 2012). En tal caso, la especificación general es:

$$P(Y_{ht} = 1|D_h, Post_t, X_{ht}) = F(\alpha_h + \beta D_h + \lambda Post_t + \delta(D_h \times Post_t) + \gamma' X_{ht})$$

donde $F(.)$ es la CDF normal estándar en el Probit o logística en el Logit. El parámetro δ ya no es el efecto DiD en probabilidades, porque la relación entre el índice lineal y la probabilidad es no lineal. El efecto DiD en probabilidad se define como la diferencia de diferencias de probabilidades predichas:

$$DiD_{prob}(X) = [F(\eta_{11}) + F(\eta_{10})] - [F(\eta_{01}) - F(\eta_{00})]$$

Con

$$\eta_{11} = \alpha + \beta(1) + \lambda(1) + \delta(1 \cdot 1) + \gamma' X$$

$$\eta_{10} = \alpha + \beta(1) + \lambda(0) + \delta(1 \cdot 0) + \gamma' X$$

$$\eta_{01} = \alpha + \beta(0) + \lambda(1) + \delta(0 \cdot 1) + \gamma' X$$

$$\eta_{00} = \alpha + \beta(0) + \lambda(0) + \delta(0 \cdot 0) + \gamma' X$$

En la práctica, se estima el modelo Probit para toda la muestra y luego se calcula $DiD_{prob}(X)$ evaluándolo en el vector medio de covariables ($\bar{X}$) (efecto marginal en la media), o promediando $DiD_{prob}(X_{ht})$ sobre todos los hogares (efecto marginal promedio). Esto permite obtener un efecto DiD interpretable como cambio en puntos porcentuales en la probabilidad de anemia, manteniendo la estructura no lineal que ya se ha utilizado para modelar el outcome (Lechner, 2011; Puhani, 2012).

Cuando se dispone de varios años de información (como en este estudio, 2018–2023), es usual generalizar el DiD a un modelo con efectos fijos de dos vías (two-way fixed effects, TWFE) (Wooldridge, 2010; Goodman-Bacon, 2021):

$$Y_{ht} = \alpha_h + \lambda_t + \delta D_{ht} + \gamma' X_{ht} + u_{ht}$$

Donde α_h es un efecto fijo de hogar (o de unidad geográfica, si se usan pseudo-paneles por distrito o área urbano–rural), que recoge heterogeneidad inobservable invariante en el tiempo: preferencias, normas intrahogar, condiciones estructurales del

entorno; λ_t es un efecto fijo de tiempo (año), que captura shocks macroeconómicos comunes a todos los hogares en un año dado (coyuntura nacional, cambios regulatorios, crisis sanitaria); D_{ht} indica si el hogar está tratado en el año t ; y δ es un parámetro DiD generalizado que promedia el efecto del tratamiento sobre los años posttratamiento.

Cuando la introducción del programa es única y simultánea para todos los tratados, δ conserva una interpretación similar al ATT discutido antes, bajo el supuesto de tendencias paralelas condicionadas a α_h y λ_t (Angrist & Pischke, 2009). Si la adopción del tratamiento es escalonada (cohortes que entran en distintos años), el estimador TWFE es un promedio ponderado de muchos DiD “2×2”, y puede asignar pesos negativos cuando los efectos varían en el tiempo (Goodman-Bacon, 2021; Callaway & Sant’Anna, 2021). Es recomendable, por tanto, complementar la estimación TWFE con gráficos tipo event-study (líderes y rezagos del tratamiento) para explorar la dinámica del efecto y evaluar empíricamente el supuesto de tendencias paralelas.

El DiD permite que haya selección en no observables invariantes en el tiempo, pero requiere que, en ausencia del programa, la trayectoria promedio de anemia de tratados y controles hubiera sido paralela. Existe riesgo de sesgo si la política se focaliza en hogares o zonas cuya anemia habría evolucionado distinto incluso sin intervención (por ejemplo, áreas rurales más pobres con dinámicas propias) o si hay políticas concurrentes que afectan diferencialmente a los grupos (Lechner, 2011). Para mitigar estos problemas, se incorpora un vector amplio de controles X_{ht} y se realizan pruebas de tendencias paralelas en el periodo pretratamiento.

En datos de hogares, los errores ε_{ht} pueden estar correlacionados dentro de la misma unidad geográfica (distrito, comunidad, zona urbano–rural) y a lo largo del tiempo, lo que invalida los errores estándar clásicos. Bertrand, Duflo y Mullainathan (2004) muestran que ignorar esta correlación lleva a inferencias excesivamente optimistas. Por ello, es fundamental utilizar errores estándar robustos agrupados (cluster) al nivel de la unidad de tratamiento (por ejemplo, distrito o estrato urbano–rural) y, cuando el número de clusters es pequeño, recurrir a procedimientos de wild cluster bootstrap para obtener valores-p más confiables. Para evaluar la validez del supuesto de tendencias paralelas, se recomiendan varias estrategias (Wing, Simon, & Bello-Gomez, 2018):

- Análisis gráfico de la evolución pretratamiento de la anemia en hogares tratados y de control (urbano vs rural).
- Inclusión de “leads” del tratamiento en un modelo tipo event-study y verificación de que los coeficientes anticipados no son estadísticamente significativos.
- Ejercicios placebo asignando tratamientos falsos en años previos o en grupos que no deberían verse afectados (por ejemplo, hogares de otra región), donde se espera encontrar efectos nulos.

Estas herramientas empíricas refuerzan la credibilidad del diseño DiD aplicado al contexto cusqueño. En el marco de esta investigación, el Modelo DiD se aplicará a los hogares del departamento de Cusco distinguiendo explícitamente el ámbito urbano–rural. Sea Y_{ht} un indicador que toma valor 1 si el hogar (h) en el año (t) presenta al menos un niño con anemia (según los puntos de corte establecidos por el MINSA y la ENDES), y 0 en caso contrario. Sea T_h una dummy que indica si el hogar participa en un programa de transferencias públicas (por ejemplo, Programa JUNTOS), y $Rural_h$ una dummy que indica si el hogar se ubica en un área rural del Cusco. Un modelo DiD de referencia, en corte transversal repetido, puede escribirse como:

$$Y_{ht} = \alpha + \beta_1 T_h + \beta_2 Post_t + \beta_3 Post_t + \delta(T_h \times Post_t) + \theta Rural_h + \gamma' X_{ht} + u_{ht}$$

donde δ mide el cambio diferencial en la probabilidad de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios tras la consolidación de las transferencias, controlando por condición urbano–rural y por características socioeconómicas del hogar.

Adicionalmente, para capturar explícitamente las diferencias urbano–rurales en el impacto de las transferencias, puede plantearse una especificación con interacciones adicionales o incluso una triple diferencia:

$$Y_{ht} = \alpha + \beta_1 T_h + \beta_2 Post_t + \beta_3 Rural_h + \delta_1(T_h \times Post_t) + \delta_2(T_h \times Rural_h) + \delta_3(Post_t \times Rural_h) + \delta_4(T_h \times Post_t) + \gamma' X_{ht} + u_{ht}$$

donde δ_4 captura el efecto adicional del programa en hogares rurales posttratamiento respecto de hogares urbanos no tratados, permitiendo analizar si las transferencias tienen un impacto diferencial sobre la anemia infantil en áreas rurales del Cusco (Callaway & Sant’Anna, 2021).

Así, se establece un marco formal robusto para utilizar el Modelo DiD en la evaluación del impacto de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en hogares urbanos y rurales de Cusco durante 2018–2023, articulado con el modelo Probit y la descomposición Oaxaca-Blinder desarrollados en las subsecciones previas. Esta triangulación metodológica refuerza la credibilidad causal de los resultados empíricos al combinar modelación probabilística, descomposición de brechas y diseño cuasiexperimental longitudinal.

2.3. Marco conceptual

El presente marco conceptual define los términos clave utilizados en la investigación, asegurando una comprensión clara y precisa de las variables, dimensiones e indicadores analizados.

1. **Transferencias públicas:** Se refieren a los pagos monetarios o en especie otorgados por el Estado a personas o grupos en situación de vulnerabilidad, con el objetivo de mejorar su bienestar económico y social (Barrientos & Hulme, 2009; Nichols, 2020; Pak, 2020).
2. **Tasa de anemia infantil:** Es el porcentaje de niños menores de cinco años con niveles de hemoglobina inferiores a 11 g/dL, de acuerdo con los criterios establecidos por la Organización Mundial de la Salud (Islam, 2020; OMS, 2022).
3. **Cobertura del programa:** Medida que indica el porcentaje de población elegible que efectivamente recibe las transferencias públicas en un determinado periodo de tiempo (Pak, 2020).
4. **Monto de la transferencia:** Cantidad de dinero o valor en especie que los beneficiarios reciben mensualmente dentro de un programa de transferencias públicas (Fiszbein & Schady, 2009; Pak, 2020).
5. **Duración de la participación:** Número de meses o años que un individuo o familia permanece afiliado a un programa de transferencias públicas, reflejando su estabilidad y continuidad (Hanlon et al., 2010; Clarke et al., 2020; Pak, 2020).
6. **Condicionabilidad del programa:** Requisitos impuestos a los beneficiarios para acceder y continuar recibiendo las transferencias, tales como asistencia escolar o

controles de salud (Rawlings & Rubio, 2005; Rozel et al., 2023).

7. **Estado socioeconómico (SES):** Nivel de bienestar económico de un individuo o familia, medido a través de ingresos, educación y acceso a servicios básicos (Islam et al., 2020).
8. **Estado nutricional del niño:** Indicador basado en la relación peso/edad y talla/edad, que evalúa la desnutrición o malnutrición en la infancia (Black et al., 2013; Krämer et al., 2021).
9. **Lugar de residencia:** Variable que diferencia entre zonas urbanas y rurales, en términos de acceso a recursos, servicios de salud y alimentación (UNICEF, 2021; Nichols, 2021).
10. **Intervenciones nutricionales:** Estrategias implementadas para mejorar la ingesta de micronutrientes en niños, como la suplementación con hierro o vitamina A (OMS, 2019; Gurinovic et al., 2020).
11. **Modelo Probit:** Modelo estadístico que estima la probabilidad de ocurrencia de un evento dicotómico en función de variables explicativas, basado en la distribución normal acumulativa (Wooldridge, 2010; Cotti et al., 2021).
12. **Modelo Oaxaca-Blinder:** Técnica estadística utilizada para descomponer diferencias en medias de una variable continua entre dos grupos, separando la parte explicada por características observables de la parte atribuida a diferencias en coeficientes (Blinder, 1973; Oaxaca, 1973; García, 2022).
13. **Diferencias en Diferencias (DID):** Modelo de evaluación de impacto que estima el efecto causal de una intervención comparando la evolución de un grupo tratado y un grupo de control antes y después de la implementación del programa (Angrist & Pischke, 2009; Dasgupta et al., 2021).
14. **Paralelismo en tendencias:** Supuesto clave del Modelo DID que establece que, en ausencia de la intervención, las tendencias de la variable de interés habrían sido similares en ambos grupos (Lechner, 2011; Berry et al., 2020; Pak, 2020).
15. **Máxima verosimilitud (MLE):** Modelo de estimación estadística utilizado en

modelos PROBIT y LOGIT, que maximiza la probabilidad de los datos observados bajo un modelo paramétrico específico (Greene, 2018; Mesas, 2024).

CAPÍTULO III: HIPÓTESIS Y VARIABLES

3.1. Hipótesis

3.1.1. *Hipótesis general*

HG: Las transferencias públicas tienen un impacto significativo sobre la anemia infantil en los hogares de áreas urbanas y rurales del Cusco durante el periodo 2018-2023, mediante la aplicación de modelos Probit, descomposición Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias.

3.1.2. *Hipótesis específicas*

H1: La participación en programas de transferencias públicas se asocia de manera significativa con la probabilidad de anemia infantil, controlando factores socioeconómicos y demográficos, en los hogares de áreas urbanas y rurales del Cusco, según la estimación del modelo Probit.

H2: Las diferencias en características observables del hogar y en la estructura de sus coeficientes explican de manera significativa la diferencia en la prevalencia de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios de transferencias públicas en el Cusco urbano y rural, de acuerdo con la descomposición Oaxaca-Blinder.

H3: Las transferencias públicas tienen un efecto causal y temporal positivo y estadísticamente significativo sobre la anemia infantil en los hogares beneficiarios, en comparación con los no beneficiarios, antes, durante y después de la pandemia de la COVID-19 en el departamento del Cusco, según los resultados del modelo de Diferencias en Diferencias.

3.2. Operacionalización de variables

Variables	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones e indicadores										
Variable Independiente (Principal): Transferencias Públicas	Las transferencias públicas se refieren a los recursos financieros o en especie que los gobiernos asignan a individuos o grupos vulnerables con el propósito de reducir la pobreza, promover la equidad y mejorar el bienestar general de la población. Estas transferencias pueden tomar diversas formas, incluyendo programas de asistencia social, pensiones no contributivas, subsidios alimentarios y programas de transferencias condicionadas. Su impacto ha sido ampliamente documentado en términos de reducción de brechas económicas y acceso a servicios básicos, como la salud y la educación (Pak, 2020)	Para efectos del presente estudio, la variable <i>Transferencias públicas</i> se operacionaliza mediante las siguientes dimensiones e indicadores.	Dimensión 1: Cobertura del programa Indicador: Proporción de población elegible que recibe beneficios. Justificación: Evalúa la efectividad del alcance del programa en las áreas rurales y urbanas del Cusco										
		<table><tr><th>Dimensión</th><th>Indicador</th></tr><tr><td>Cobertura del Programa</td><td>Proporción de beneficiarios sobre la población objetivo (%)</td></tr><tr><td>Duración de la Participación</td><td>Años de afiliación al programa</td></tr><tr><td>Monto de Transferencia</td><td>Valor monetario recibido en soles peruanos (PEN) mensuales</td></tr><tr><td>Condicionabilidad</td><td>Requisitos para acceder y mantener el beneficio</td></tr></table>	Dimensión	Indicador	Cobertura del Programa	Proporción de beneficiarios sobre la población objetivo (%)	Duración de la Participación	Años de afiliación al programa	Monto de Transferencia	Valor monetario recibido en soles peruanos (PEN) mensuales	Condicionabilidad	Requisitos para acceder y mantener el beneficio	Dimensión 2: Monto de la transferencia Indicador: Valor promedio mensual recibido por beneficiario. Justificación: Representa el nivel de apoyo financiero ofrecido por los programas.
		Dimensión	Indicador										
		Cobertura del Programa	Proporción de beneficiarios sobre la población objetivo (%)										
		Duración de la Participación	Años de afiliación al programa										
		Monto de Transferencia	Valor monetario recibido en soles peruanos (PEN) mensuales										
Condicionabilidad	Requisitos para acceder y mantener el beneficio												
Esta operacionalización permite medir la incidencia y determinantes de las transferencias públicas en función de variables sociales, políticas y económicas (Pak, 2020).	Dimensión 3: Duración de la participación Indicador: Número de años de afiliación activa al programa. Justificación: Refleja la estabilidad del apoyo recibido.												
	Dimensión 4: Condicionabilidad del programa Indicador: Cumplimiento de requisitos específicos (ej., asistencia escolar o controles médicos). Justificación: Determina el impacto de las transferencias condicionadas en el bienestar infantil.												

**Variable
Dependiente:
Tasa de Anemia
Infantil**

La tasa de anemia infantil se define como la proporción de niños menores de cinco años que presentan niveles de hemoglobina por debajo de los estándares establecidos por la Organización Mundial de la Salud (OMS), lo que implica deficiencias nutricionales y riesgos para el desarrollo físico y cognitivo (OMS, 2021). La anemia infantil puede ser clasificada en leve, moderada y severa, dependiendo de los niveles de hemoglobina en la sangre, y se asocia con factores como la deficiencia de hierro, la malnutrición, las infecciones y el bajo acceso a servicios de salud adecuados (Instituto Nacional de Estadística e Informática [INEI], 2022). La tasa de anemia infantil se define como la proporción de niños menores de cinco años con niveles de hemoglobina inferiores a 11 g/dl, según los estándares de la Organización Mundial de la Salud (OMS). Esta condición afecta el desarrollo físico y cognitivo y está relacionada con factores nutricionales, acceso a servicios de salud y condiciones socioeconómicas del hogar (Islam et al., 2020).

Para cuantificar la tasa de anemia infantil, se consideran las siguientes dimensiones e indicadores:

Dimensión	Indicador
Estado Socioeconómico	Índice de riqueza (terciles o quintiles)
Estado Nutricional	Prevalencia de retraso de crecimiento (Z-score)
Lugar de Residencia	Tasa de anemia en zonas urbanas/rurales
Intervenciones Nutricionales	Proporción de niños con suplementación de hierro

Esta operacionalización permite medir la incidencia y determinantes de la anemia infantil en función de variables sociales, económicas y de salud pública (Islam et al., 2020).

Dimensión 1: Estado socioeconómico (SES)

Indicador: Índice de riqueza (clasificación en terciles: bajo, medio, alto). Fundamento: El SES afecta el acceso a alimentos, educación y servicios de salud, elementos críticos para la prevención de anemia.

Dimensión 2: Estado nutricional del niño

Indicador: Prevalencia de retraso en el crecimiento (puntaje Z de altura para la edad).

Fundamento: La desnutrición crónica contribuye significativamente al desarrollo de anemia.

Dimensión 3: Lugar de residencia

Indicador: Tasa de anemia según zonas urbanas y rurales.

Fundamento: Las áreas rurales presentan mayor prevalencia de anemia debido a menor acceso a recursos.

Dimensión 4: Intervenciones nutricionales

Indicador: Proporción de niños que reciben suplementos de vitamina A. Fundamento: La suplementación ayuda a mitigar deficiencias nutricionales que contribuyen a la anemia.

CAPÍTULO IV: METODOLOGÍA

4.1. Tipo de investigación

La presente investigación es de tipo aplicada, ya que busca evaluar el impacto de los programas de transferencias públicas en la reducción de la anemia infantil, con el propósito de generar recomendaciones que optimicen la efectividad de estas políticas sociales. La investigación aplicada se caracteriza por el uso de conocimientos científicos para la solución de problemas específicos, en este caso, el diseño de estrategias más eficientes para disminuir la prevalencia de anemia en niños de contextos vulnerables (Marotti & Wood, 2019; Al-Kassab-Córdova et al., 2020; Akhmetova et al., 2023). A diferencia de la investigación básica, que busca ampliar el conocimiento sin un objetivo práctico inmediato, la investigación aplicada se enfoca en la implementación de hallazgos en contextos reales, lo cual es esencial para la formulación de políticas públicas basadas en evidencia (Sánchez et al., 2018; Arias y Covinos, 2021).

El carácter aplicado de este estudio se justifica en la necesidad de evaluar empíricamente la relación entre la participación en programas de transferencias públicas y la prevalencia de anemia infantil en la población beneficiaria. Según datos del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), en el año 2022, la anemia infantil afectaba al 38.8% de los niños menores de tres años en Perú, con tasas más elevadas en áreas rurales y en los quintiles de menor ingreso (INEI, 2022). Este contexto refuerza la importancia de la investigación aplicada, pues permite evaluar en qué medida las transferencias públicas han contribuido a la reducción de esta problemática y qué ajustes pueden implementarse para mejorar su impacto. Además, se emplearán Modelos estadísticos rigurosos, como Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias (DID), los cuales permiten medir con precisión los efectos de estas intervenciones y diferenciar entre impactos explicados por características observables y aquellos atribuibles a factores estructurales o discriminatorios en el acceso a la salud y la nutrición (Berry et al., 2020).

4.2. Enfoque de la investigación

El presente estudio adopta un enfoque cuantitativo, ya que busca medir y analizar la relación entre la participación en programas de transferencias públicas y la tasa de anemia infantil en áreas urbanas y rurales del Cusco. Este enfoque se fundamenta en la recopilación

y el análisis de datos numéricos, permitiendo establecer correlaciones significativas entre variables a través de modelos estadísticos avanzados (Hernández et al., 2018; Álvarez, 2020). La cuantificación de los efectos de las transferencias monetarias en la salud infantil se llevará a cabo mediante Modelos estadísticos robustos, tales como el modelo Probit, la descomposición Oaxaca-Blinder, y el Modelo de Diferencias en Diferencias (DID), los cuales facilitan la estimación de impactos específicos en distintos contextos socioeconómicos (Wooldridge, 2010; Cotti et al., 2021).

La justificación de este enfoque se basa en su capacidad para validar hipótesis empíricamente y garantizar la generalización de los hallazgos a poblaciones más amplias (Arias y Covinos, 2021). La Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) y la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) proporcionan bases de datos representativas que aseguran la confiabilidad de las estimaciones obtenidas (INEI, 2023). Adicionalmente, el uso de indicadores cuantificables como el nivel de hemoglobina infantil, el acceso a programas de asistencia y la composición sociodemográfica de los hogares permitirá un análisis detallado del impacto de las transferencias en la reducción de la anemia infantil en el Perú.

4.3. Alcance de la investigación

El alcance de la investigación es correlacional-causal en el sentido de que articula dos niveles complementarios de análisis: (i) un componente correlacional, orientado a identificar y cuantificar asociaciones estadísticamente significativas entre la participación en programas de transferencias públicas y la condición de anemia infantil; y (ii) un componente de inferencia causal, orientado a aproximar el impacto atribuible a la intervención pública mediante una estrategia cuasiexperimental. En el primer nivel, se analiza la relación entre la cobertura del programa, la proporción de beneficiarios y la duración de la participación con la tasa de anemia infantil, diferenciando los ámbitos rural y urbano, sin manipulación directa de las variables, conforme a la lógica de los estudios correlacionales (Hernández et al., 2018; Álvarez, 2020).

En el segundo nivel, el alcance causal se operacionaliza mediante el uso articulado de modelos estadísticos avanzados. El modelo Probit permite estimar la asociación condicional entre la participación en transferencias y la probabilidad de anemia, incorporando variables de control para mejorar la comparabilidad entre hogares; la

descomposición Oaxaca–Blinder desagrega la brecha de anemia entre beneficiarios y no beneficiarios en componentes atribuibles a diferencias en características observables y a diferencias estructurales en los retornos; y el enfoque de Diferencias en Diferencias (DiD) constituye la base principal de inferencia causal al comparar la evolución temporal del resultado entre grupos de tratamiento y control antes y después de la exposición, bajo el supuesto de tendencias paralelas. En conjunto, estos modelos permiten estimar con mayor precisión la relación bajo estudio y robustecer la validez interna del análisis (Gujarati & Porter, 2015; Pak, 2020). Esta aproximación es coherente con evidencia previa que reporta reducciones relevantes de anemia cuando las transferencias se acompañan de estrategias nutricionales efectivas (Berry et al., 2020).

4.4. Diseño de investigación

El presente estudio adopta un diseño no experimental y longitudinal, en tanto se sustenta en el análisis de datos secundarios/históricos sobre anemia infantil y participación en programas de transferencias públicas en ámbitos urbano y rural del Cusco para el período 2018–2023, sin intervención ni manipulación directa de las variables de estudio (Hernández et al., 2018; Álvarez, 2020). En coherencia con un diseño no experimental, las variables se observan en su contexto natural y se modelan estadísticamente para identificar asociaciones y patrones temporales (Arias y Covinos, 2021). Operativamente, el componente longitudinal se implementa mediante dos estructuras de datos complementarias asociadas a los modelos empleados: (i) un pool de cortes transversales repetidos (2018–2023), construido por acoplamiento anual, para estimar el modelo Probit y realizar la descomposición Oaxaca–Blinder; y (ii) una base panel (2019–2023), estructurada en formato hogar–año, destinada a la estimación del modelo de Diferencias en Diferencias (DiD).

El enfoque longitudinal resulta fundamental para evaluar la evolución de la anemia infantil y su relación con la exposición a transferencias públicas en distintos momentos del tiempo. Este diseño permite detectar variaciones interanuales en la prevalencia de anemia y, a la vez, distinguir entre (a) cambios observados a nivel agregado en los cortes transversales repetidos y (b) cambios observados en unidades seguidas en el tiempo cuando se utiliza la estructura panel, lo que es especialmente relevante para aproximar inferencia causal con DiD bajo supuestos cuasiexperimentales (Wooldridge, 2010; Cotti et al., 2021). Según la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES), en 2018 la anemia infantil en el Perú afectaba al 43.5% de los niños menores de cinco años, con mayores tasas en zonas rurales

(INEI, 2019; Francke & Acosta, 2020). Dado que la anemia infantil responde a determinantes estructurales y dinámicos, el diseño longitudinal es pertinente para comprender cómo las variaciones en cobertura, monto y duración de las transferencias públicas se asocian con la trayectoria del problema a lo largo del período de estudio.

4.5. Población de estudio

La población de estudio de esta investigación está conformada por hogares con niñas y niños de 6 a 59 meses de edad (menores de cinco años) residentes en el departamento del Cusco, para el periodo 2018–2023. Esta delimitación corresponde al tramo etario en el cual la anemia constituye un problema prioritario de salud pública y exhibe marcada variación territorial y socioeconómica (INEI, 2023; Observatorio de Medicina, Salud y Sociedad, 2023). Si bien los reportes nacionales suelen presentar con mayor detalle el subgrupo de 6 a 35 meses por concentrar las mayores prevalencias, el presente estudio homogeniza el marco etario a 6–59 meses para mantener consistencia analítica en la construcción de la variable dependiente (anemia) y en comparaciones urbano–rural en el ámbito regional.

Para caracterizar a la población se utilizarán los módulos de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) y de la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES), ambas fuentes del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). En particular, ENDES permite identificar el estado de anemia mediante la medición de hemoglobina y sus correcciones estándar, mientras que ENAH aporta información socioeconómica del hogar y de los padres/cuidadores, así como condiciones de vivienda y acceso a servicios, relevantes para modelar determinantes estructurales del problema (INEI, 2023). La integración ENAH–ENDES posibilita vincular, a nivel micro, la situación de salud infantil con la exposición del hogar a programas de transferencias públicas, preservando la inferencia poblacional mediante el uso de factores de expansión y la estructura de estratificación y conglomeración reportada por INEI (INEI, 2023).

Tabla 3. Población objetivo (6–59 meses) y referencia de anemia en Perú

Grupo de edad por hogar	Prevalencia de anemia (%)	Tamaño de la población afectada / n analítica
Niñas y niños 6–59 meses (población objetivo; Cusco, 2018–2023)	42.3 %	n = 18,447 (pool ENAH ENDES)
Niñas y niños 6–35 meses (referencia)	42.4 %	705,000

Perú, 2022)		
Niñas y niños 6–18 meses (referencia Perú, 2022)	54–65 %	350,000
Niñas y niños 19–35 meses (referencia Perú, 2022)	30–45 %	355,000
Mujeres gestantes (referencia Perú, 2022)	29.1 %	250,000
Adolescentes (12–17 años) (referencia Perú, 2022)	22.9 %	480,000

Para esta investigación, el tamaño muestral se determina a partir de los microdatos de ENAHO y ENDES, delimitados al ámbito regional (Cusco) y al grupo etario de 6–59 meses. Tras aplicar criterios de inclusión (edad, medición válida de hemoglobina, compatibilidad de identificadores para el emparejamiento y disponibilidad de covariables), el pool de cortes transversales 2018–2023 alcanza $n = 18,447$ observaciones, constituyendo la muestra analítica representativa de la población objetivo bajo el diseño probabilístico de ENDES/ENAHO y el uso de ponderadores muestrales (INEI, 2023). Para la estrategia de Diferencias en Diferencias, se construye adicionalmente una base panel hogar-año para 2018–2023, con $n = 3,065$ observaciones, derivada de la intersección de unidades con seguimiento longitudinal y de la consistencia en variables clave a lo largo del tiempo (INEI, 2023). De manera complementaria, y con fines de referencia metodológica, el tamaño mínimo de muestra bajo muestreo aleatorio simple para estimar una proporción (prevalencia) se obtiene mediante la formulación clásica:

$$n = \frac{Z^2 p(1 - p)}{e^2}$$

Donde $Z = 1.96$ (95% de confianza), $p = 0.45$ (prevalencia media de referencia) y e es el margen de error. Bajo un margen de error convencional $e = 0.05$, el mínimo teórico sería:

$$n_0 = \frac{(1.96^2 * 0.45 * 0.55)}{0.05^2} \approx 381$$

A partir de la misma fórmula, puede obtenerse la precisión implícita asociada a los tamaños analíticos usados: para el pool, $e_{\text{pool}} = \sqrt{\frac{1.96^2 * 0.45 * 0.55}{18,447}} \approx 0.0072$ (0.72%); y para la base panel, $e_{\text{panel}} = \sqrt{\frac{1.96^2 * 0.45 * 0.55}{3,065}} \approx 0.0176$ (1.76%). En sentido inverso, estos márgenes de error reproducen los tamaños utilizados:

$n_{\text{pool}} \approx \frac{(1.96^2 * 0.45 * 0.55)}{0.0072^2} = 18,447$ y $n_{\text{panel}} \approx \frac{(1.96^2 * 0.45 * 0.55)}{0.0176^2} = 3,065$. En todos los casos, la inferencia se realiza considerando el diseño muestral de ENDES/ENAHO y estimadores robustos, a fin de mantener validez externa para la población objetivo regional (INEI, 2023).

4.6. Técnicas de recolección de datos

La recolección de datos en esta investigación se fundamenta en el uso de encuestas estructuradas y análisis de bases de datos secundarias provenientes de fuentes oficiales, asegurando una adecuada operacionalización de las variables. Se emplearán técnicas cuantitativas, alineadas con el enfoque de la investigación, que permiten medir con precisión la relación entre las transferencias públicas y la tasa de anemia infantil en el departamento del Cusco. Las técnicas empleadas en la recolección de datos incluyen:

- **Análisis de bases de datos secundarias:** (1) Se trabajará con datos de la Encuesta Nacional Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) y la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO), ambas del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2) Estas encuestas permiten obtener información detallada sobre la incidencia de la anemia infantil y la participación en programas de transferencias públicas en el Cusco. (3) Se seleccionarán datos correspondientes al período 2018-2023, permitiendo un análisis longitudinal.
- **Análisis documental:** (1) Revisión de informes del Ministerio de Salud (MINSA), Ministerio de Desarrollo e Inclusión Social (MIDIS) y organismos internacionales como la OMS y la UNICEF sobre la evolución de la anemia infantil en el Perú. (2) Evaluación de literatura científica relacionada con el impacto de las transferencias públicas en indicadores de salud infantil.

Los instrumentos empleados en la investigación han sido diseñados para garantizar la validez y confiabilidad de los datos obtenidos:

Base de datos ENDES

Se extraerán datos de los siguientes módulos:

- **Módulo 64 (Características del Hogar):** Información sobre las condiciones

socioeconómicas del hogar.

- **Módulo 65 (Características de la Vivienda):** Evaluación de infraestructura y servicios básicos.
- **Módulo 74 (Peso y Talla):** Indicadores antropométricos de los niños menores de cinco años.
- **Módulo 414 (Encuestas de Salud):** Datos sobre diagnóstico de anemia y acceso a servicios de salud.

Base de datos ENAHO

Se seleccionarán datos de:

- **Módulo 1 (Características de la Vivienda y del Hogar):** Condiciones habitacionales y acceso a servicios.
- **Módulo 2 (Características de los Miembros del Hogar):** Datos sobre la composición del hogar y características sociodemográficas.
- **Módulo 3 (Educación):** Nivel educativo de los padres y su influencia en la nutrición infantil.
- **Módulo 4 (Salud):** Acceso a servicios médicos, vacunación y suplementación con hierro.
- **Módulo 5 (Empleo e Ingresos):** Información económica del hogar.
- **Módulo 34 (Sumarias - Variables Calculadas):** Indicadores agregados de pobreza y acceso a servicios.
- **Módulo 37 (Programas Sociales):** Identificación de hogares beneficiarios de transferencias públicas.

El uso de bases de datos de la ENDES y ENAHO permite realizar un análisis estadístico robusto, integrando modelos Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias (DID) para identificar el impacto de las transferencias públicas en la reducción de la anemia infantil.

Construcción, armonización y compatibilidad muestral de la base ENDES–ENAHO (2018–2023)

La investigación utiliza microdatos oficiales del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) para el periodo 2018–2023, combinando información socioeconómica y de programas sociales (ENAHO) con información de salud infantil y biomarcadores (ENDES). La integración se realiza de forma modular y por etapas, asegurando consistencia temporal, coherencia de codificación territorial y control de potenciales sesgos derivados del proceso de armonización.

Fuentes, módulos y criterio de selección de variables

En primer lugar, se identificaron los módulos funcionales necesarios para operacionalizar la variable dependiente (anemia infantil) y la variable independiente principal (participación en programas de transferencias públicas), junto con covariables de control a nivel del hogar y del entorno. Para ENAHO se trabajó con los módulos 1, 2, 3, 4, 5, 34 y 37, seleccionando variables demográficas del hogar, características educativas, condiciones de salud y acceso a servicios, variables económicas, indicadores sumarios (como pobreza) y pertenencia a programas sociales. Para ENDES se emplearon los módulos 64, 65, 74 y 414, con énfasis en el módulo 74 asociado a anemia, y módulos complementarios para caracterización del niño/hogar y determinantes sanitarios.

La limpieza y depuración se realizó en Stata, mientras que las estimaciones econométricas reportadas en resultados se ejecutaron en RStudio. Este flujo separa explícitamente el procesamiento de microdatos (Stata) del análisis econométrico reproducible (R).

Estandarización temporal y armonización de definiciones (2018–2023)

Dado que ENAHO y ENDES pueden presentar variaciones interanuales en nombres de variables, etiquetas, categorías y codificaciones, se aplicó una armonización temporal con tres objetivos:

- **Homologación de nombres y etiquetas:** se construyó un diccionario de variables por año y por encuesta, asegurando que cada indicador tenga el mismo nombre analítico y la misma interpretación sustantiva a lo largo de 2018–2023.

- **Uniformización de categorías:** variables categóricas (por ejemplo, nivel educativo, condición de pobreza, acceso a servicios) se recodificaron para mantener categorías comparables entre años.
- **Consistencia territorial:** se estandarizaron variables de identificación geográfica para asegurar comparabilidad del territorio Cusco en el tiempo y consistencia urbano–rural.

En ENDES, la construcción de anemia infantil se realizó replicando en Stata la metodología oficial del INEI (documentada originalmente en sintaxis SPSS), con el objetivo de reproducir fielmente el criterio de clasificación de anemia y garantizar comparabilidad interanual.

Unidad de análisis y normalización micro–hogar

Para garantizar compatibilidad entre módulos con distintos niveles de registro (persona/niño vs hogar), se definió una unidad de análisis homogénea: el hogar cusqueño (urbano y rural) con al menos un niño de 6 a 59 meses elegible y con información válida para la construcción de anemia. La normalización hacia el hogar se implementó mediante procedimientos de agregación y selección que evitan doble conteo:

- Cuando un hogar contiene más de un niño elegible, se definió un criterio explícito de selección del “niño de referencia” para mantener una observación por hogar (por ejemplo, el niño con medición válida de hemoglobina y menor edad, o el primer registro válido según regla predefinida).
- Variables originalmente a nivel individual se transformaron a nivel hogar mediante agregación consistente con su naturaleza (indicadores binarios de exposición, promedios o máximos según corresponda), preservando interpretabilidad econométrica y evitando inflar artificialmente el tamaño muestral.

Este paso resuelve el problema central de compatibilidad: ENDES observa anemia a nivel niño, mientras que ENAHO aporta condiciones y programas típicamente a nivel hogar; por ello, el análisis se formula en un marco hogar–niño de referencia, lo que permite especificaciones coherentes en Probit, descomposición de brechas y evaluación cuasiexperimental.

Limpieza modular y ensamblaje dentro de ENAHO (por año)

En ENAHO, el procesamiento se realizó módulo por módulo y año por año (2018, 2019, ..., 2023). Para cada año se construyeron bases depuradas por módulo (con selección de variables de interés, recodificación y control de consistencia), y posteriormente se ensamblaron mediante uniones internas (merge) usando los identificadores muestrales del hogar. Como resultado, se obtuvo para cada año una base ENAHO anual a nivel hogar para Cusco (filtrada por ubigeo), conteniendo condiciones socioeconómicas, servicios, indicadores sumarios y pertenencia a programas sociales.

Limpieza modular y ensamblaje dentro de ENDES (por año)

De manera análoga, en ENDES se depuraron los módulos 64, 65, 74 y 414 por cada año 2018–2023. El módulo 74 permitió construir la variable dependiente binaria (anemia) siguiendo la regla oficial de INEI; los módulos restantes aportaron covariables relevantes para el análisis del entorno del niño y del hogar. Cada año se ensambló en una base ENDES anual normalizada a nivel hogar con niño de referencia y restringida a Cusco por ubigeo, manteniendo trazabilidad del procedimiento de construcción de anemia y consistencia temporal.

Emparejamiento (linkage) ENAHO–ENDES: compatibilidad muestral y criterio de unión

Una vez construidas las bases anuales depuradas (ENAHO anual y ENDES anual), se procedió a la integración año por año mediante un emparejamiento determinístico basado en identificadores muestrales y territoriales reportados por INEI. El criterio de unión consideró campos de identificación como conglomerado, vivienda, estrato, ubigeo y año, asegurando coherencia con la unidad de análisis hogar. Dado que ENAHO y ENDES son encuestas con diseños complejos y levantamientos independientes, la compatibilidad muestral se aborda explícitamente como un proceso de linkage condicionado por dominios muestrales comparables, con dos verificaciones obligatorias:

- **Verificación de unicidad de llaves:** antes del merge se evaluó que las llaves definidas identifiquen registros únicos en cada base anual. En presencia de duplicidades, se aplicó una regla de consolidación coherente con la normalización a hogar (por ejemplo, selección del niño de referencia en ENDES y consolidación de atributos del hogar).

- **Tasa de emparejamiento y pérdidas por unión:** se cuantificó el porcentaje de hogares ENAHO emparejados con ENDES (y viceversa), y se caracterizaron las observaciones no emparejadas para evaluar riesgo de sesgo de selección (por ejemplo, diferencias urbano–rural, pobreza o acceso a servicios).

El resultado de esta fase es una base integrada ENAHO–ENDES anual para cada año 2018–2023, restringida a hogares del Cusco (urbano y rural), con variable dependiente de anemia y covariables socioeconómicas/programáticas armonizadas.

Pool de cortes transversales: construcción final para Probit y descomposición de brechas

Para los modelos Probit y la descomposición de brechas (Oaxaca–Blinder u alternativa no lineal), se construyó un pool de cortes transversales mediante un *append* (acoplamiento vertical) de las bases integradas anuales 2018–2023. Este enfoque incrementa potencia estadística y permite explotar variación temporal como covariable o como control por año, manteniendo un marco de corte transversal repetido.

Tratamiento de ponderadores y expansión muestral. Para preservar inferencia válida en encuestas complejas, la “expansión” no se interpreta como duplicación de observaciones, sino como el uso de factores de expansión/pesos que representan población. En consecuencia, el tamaño muestral efectivo corresponde al número de registros emparejados y depurados, mientras que el tamaño “expandido” representa población objetivo bajo ponderación. Si se requiere reportar una cifra equivalente (por ejemplo, 18,447), esta se presenta como total ponderado o equivalente poblacional, no como conteo literal de filas. Adicionalmente, cuando se combinan años en un pool, se recomienda normalizar los pesos por año (o incluir efectos fijos de año) para evitar que un año con mayor tamaño/peso domine el estimador, manteniendo consistencia temporal.

Construcción del panel (2019–2023) para Diferencias en Diferencias

Para el componente longitudinal, se emplearon microdatos de panel ENAHO (2019–2023). A diferencia del corte transversal, la estructura panel suele registrar años como bloques o variables en formato amplio; por ello, se reestructuró la base a formato largo (*long*), convirtiendo el año en una variable temporal explícita. El objetivo fue obtener una estructura del tipo hogar–año:

$$(\text{hogar}_i, \text{año}_t) \rightarrow X_{it}$$

Posteriormente, se integraron los módulos panel de ENAHO para construir una base ENAHO–PANEL consistente (2019–2023). Esta base panel actúa como “marco de seguimiento” (base criterio) y se restringe a hogares cusqueños urbano/rural. Luego, se emparejó con la información ENDES correspondiente (2019–2023) utilizando el mismo principio de llaves de identificación y la misma unidad de análisis hogar–niño de referencia.

Como resultado se obtuvo una base integrada ENAHO–ENDES–PANEL (2019–2023), con menor número de hogares por la naturaleza del panel y las pérdidas por seguimiento y depuración. Para la estimación DiD, el análisis se organiza en periodos pre/post definidos por el diseño (incluyendo choque COVID-19, si aplica) y se trabaja con estructura de seguimiento anual por hogar.

Datos faltantes, depuración y sesgos potenciales

La depuración final exige consistencia completa en variables clave (dependiente, tratamiento y principales covariables). En este estudio, la reducción muestral ocurre principalmente por: (i) No disponibilidad de biomarcadores o mediciones válidas de hemoglobina (ENDES); (ii) Ausencia de información en variables socioeconómicas/programáticas esenciales (ENAHO); (iii) Attrition o no seguimiento en el panel (ENAHO–PANEL).

Este enfoque (eliminar observaciones con valores faltantes en variables críticas) implica un supuesto de “faltantes completamente al azar” o, en su defecto, exige un análisis de sensibilidad. Por ello, se recomienda reportar diagnósticos de faltantes y, cuando corresponda, estimaciones alternativas con imputación múltiple o con especificaciones que maximicen el tamaño de muestra manteniendo coherencia causal. Los sesgos relevantes que deben declararse explícitamente son:

- **Sesgo por emparejamiento (linkage error):** si las llaves no garantizan correspondencia hogar–hogar perfecta entre encuestas, puede ocurrir error de asignación. Esto se mitiga con verificación de unicidad, tasa de emparejamiento y comparación de distribuciones de covariables antes/después del merge.
- **Sesgo de selección por no emparejados:** hogares no emparejados pueden diferir sistemáticamente (por ejemplo, ruralidad o pobreza), afectando representatividad. Se mitiga evaluando balance y, si es necesario, reponderando.

- **Incompatibilidad de diseños muestrales:** ENDES y ENAHO tienen diseños complejos; la inferencia debe ser robusta a estratificación y conglomeración, utilizando errores estándar robustos y, de ser posible, métodos de encuesta (survey design).
- **Sesgo por depuración estricta (listwise deletion):** la eliminación de faltantes puede concentrar la muestra en hogares con mayor completitud (posible correlación con educación, acceso a servicios o zona). Se mitiga con diagnósticos y análisis de sensibilidad.
- **Sesgo de attrition en panel:** pérdida de hogares entre años puede correlacionarse con shocks (migración, empleo, salud). Se mitiga con comparación entre panel balanceado vs no balanceado y ponderadores de panel.

En suma, la compatibilidad muestral se aborda mediante (i) armonización temporal y conceptual, (ii) normalización coherente a unidad hogar–niño de referencia, (iii) emparejamiento determinístico controlado por llaves muestrales/territoriales y diagnósticos de calidad del merge, y (iv) tratamiento explícito de ponderadores, faltantes y estructura panel.

4.7. Técnicas para demostrar la verdad o falsedad de las hipótesis

El procesamiento y análisis de datos en esta investigación se basará en el uso de herramientas estadísticas avanzadas para examinar la relación entre la participación en programas de transferencias públicas y la tasa de anemia infantil en Cusco. Para ello, se emplearán bases de datos secundarias como la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) y la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO), las cuales proporcionan información clave sobre salud infantil, variables socioeconómicas y la cobertura de programas sociales (INEI, 2023).

El procesamiento de datos incluirá una serie de etapas que garantizarán la limpieza, estructuración y adecuación de la información para su análisis. Primero, se realizará una depuración de datos, eliminando valores atípicos e inconsistencias en las bases de datos ENDES y ENAHO. Posteriormente, se llevará a cabo un proceso de normalización y transformación de variables, en el cual se ajustarán las escalas y formatos de los datos para garantizar su compatibilidad en modelos estadísticos.

Asimismo, se utilizará la técnica de imputación de datos faltantes, con el fin de mitigar el sesgo en el análisis debido a registros incompletos. Para ello, se aplicarán Modelos estadísticos como la imputación múltiple (Rubin, 1987; Berry et al., 2020; Dasgupta et al., 2021) y el Modelo de valores promedios condicionados (Little & Rubin, 2019; Berry et al., 2020). El análisis de datos se realizará en tres niveles, de acuerdo con los objetivos de la investigación y el marco metodológico.

Se calcularán medidas de tendencia central (media, mediana, moda) y de dispersión (desviación estándar, varianza) para caracterizar la muestra en términos de tasas de anemia infantil y participación en programas de transferencias públicas. Además, se analizarán estadísticas de frecuencias y proporciones para variables clave como estado nutricional, nivel de ingresos y acceso a servicios de salud (INEI, 2023). Se utilizarán modelos estadísticos avanzados para estimar el impacto de la variable independiente sobre la tasa de anemia infantil. Los modelos específicos a aplicar incluyen:

- **Modelo Probit:** Permite estimar la probabilidad de que un niño presente anemia en función de su participación en programas de transferencias públicas. Este modelo es adecuado para variables dicotómicas, como la presencia o ausencia de anemia (Wooldridge, 2010; Francke & Acosta, 2020; Mesas, 2024).
- **Descomposición Oaxaca-Blinder:** Se empleará para analizar las diferencias en la tasa de anemia entre beneficiarios y no beneficiarios de los programas de transferencias. Esta técnica permitirá determinar qué proporción de la diferencia observada se debe a factores explicativos y qué parte corresponde a brechas estructurales no observadas (Oaxaca, 1973; Andrade, 2021; Tovar, 2022).
- **Diferencias en Diferencias (DiD):** Se aplicará para evaluar el efecto causal de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil, comparando grupos antes y después de recibir los beneficios. Esta metodología es robusta ante problemas de endogeneidad y permite estimar impactos con validez causal (Angrist & Pischke, 2009; Clarke et al., 2020).

Para garantizar la solidez de los hallazgos, se realizarán pruebas de robustez mediante estimaciones alternativas, incluyendo estimaciones con controles adicionales. Además, se emplearán pruebas de heterocedasticidad y multicolinealidad para verificar la confiabilidad de los coeficientes obtenidos. Este conjunto de técnicas permitirá obtener resultados sólidos

y extrapolables sobre la relación entre transferencias públicas y anemia infantil, contribuyendo al diseño de estrategias más efectivas para combatir este problema de salud pública en el Perú.

CAPÍTULO V: RESULTADOS

5.1 Análisis Descriptivo de las Variables

5.1.1 Perfil sociodemográfico de los hogares

A continuación, se procederá a caracterizar cuantitativamente a los hogares incluidos en la muestra, conformada por 18,447 observaciones, a partir de sus principales atributos sociodemográficos. Este análisis preliminar cumple la función de establecer un marco descriptivo de referencia para la posterior evaluación del impacto de las transferencias públicas sobre la prevalencia de anemia infantil en la región Cusco, diferenciando explícitamente según zona geográfica (urbana/rural) y participación en programas sociales, en particular el Programa JUNTOS.

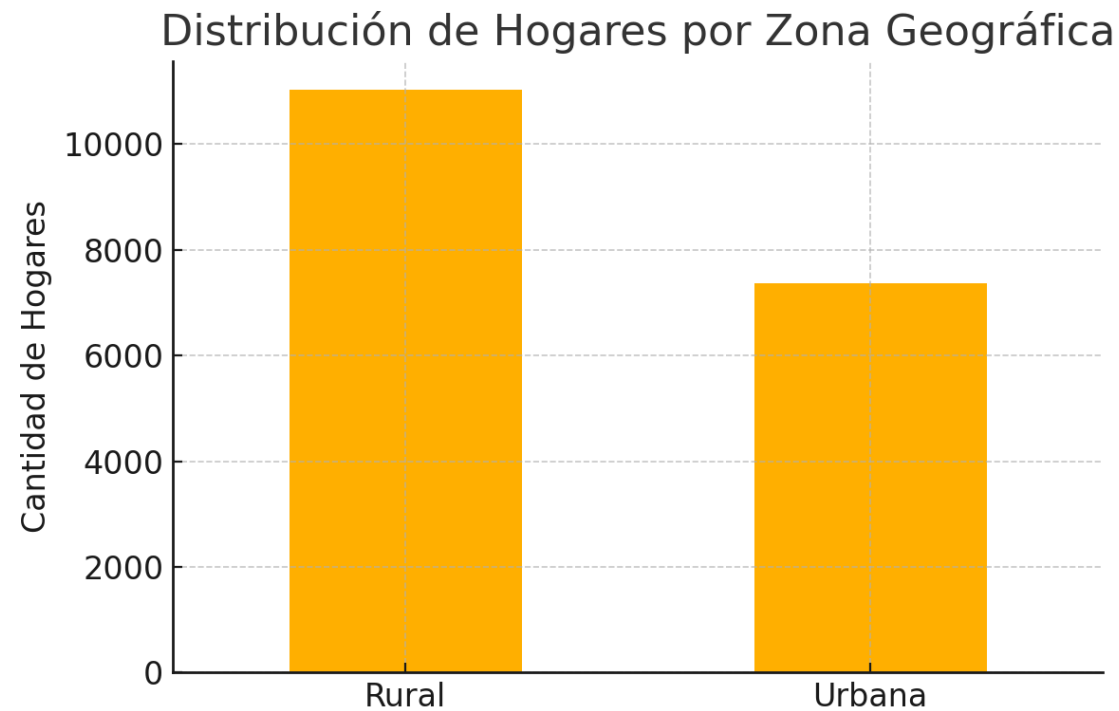
Del total de hogares analizados, se observa que el 60% se ubica en zonas rurales, mientras que el 40% corresponde a zonas urbanas, lo cual evidencia la predominancia del ámbito rural en la estructura demográfica del departamento del Cusco. Esta distribución es consistente con los datos oficiales reportados por el INEI (2023), que destacan una elevada concentración de pobreza, exclusión social y vulnerabilidad estructural en las áreas altoandinas rurales, factores que condicionan de manera crítica los resultados de salud pública, entre ellos, la incidencia de la anemia infantil.

Tabla 4. Distribución por zona geográfica y tamaño del hogar

Zona	Tamaño promedio del hogar	Desviación estándar
Urbana	4.3	1.2
Rural	5.6	1.4
Total	5.0	1.4

Se evidencia que los hogares rurales presentan, en promedio, una mayor cantidad de miembros, alcanzando un tamaño promedio de 5.6 personas por hogar, en comparación con los 4.3 observados en las zonas urbanas. Esta diferencia en la estructura familiar está asociada a dinámicas tradicionales de familias extensas, una mayor proporción de niños por hogar, así como a un acceso más limitado a servicios de planificación familiar y educación sexual integral en las áreas rurales.

Figura 1. Distribución de hogares por zona geográfica



Asimismo, el nivel educativo de la madre emerge como un determinante fundamental tanto para explicar la probabilidad de anemia infantil como para entender la participación en programas sociales de apoyo, como Programa JUNTOS. En la muestra analizada, se observa que el 40% de las madres únicamente alcanzaron el nivel de educación primaria, mientras que apenas un 20% logró culminar estudios superiores, lo que refleja brechas estructurales de acceso a la educación que impactan de manera directa en las condiciones de salud y bienestar infantil.

Tabla 5. Nivel educativo de la madre según zona

Nivel educativo	Urbana (%)	Rural (%)	Total (%)
Sin instrucción	4.1	13.8	10.0
Primaria	31.7	46.2	40.0
Secundaria	38.9	30.1	33.5
Superior	25.3	9.9	16.5

El patrón observado revela una clara y persistente brecha educativa estructural entre zonas geográficas: el 46.2% de las madres residentes en áreas rurales solo alcanzaron el nivel de educación primaria, en contraste con el 31.7% registrado en zonas urbanas. Asimismo, el acceso a educación superior resulta significativamente más

frecuente en contextos urbanos, siendo aproximadamente cinco veces más prevalente que en las áreas rurales, lo que refleja profundas desigualdades de oportunidad educativa vinculadas al territorio.

Por otra parte, el acceso a servicios básicos como agua potable, desagüe y electricidad constituye un determinante crucial de las condiciones de salud infantil. En este sentido, los datos de la muestra revelan que apenas el 51% de los hogares rurales dispone de acceso a agua potable de red pública, mientras que en zonas urbanas esta proporción se eleva considerablemente hasta alcanzar el 87%. Estas disparidades en infraestructura básica refuerzan las condiciones de vulnerabilidad sanitaria en el ámbito rural, afectando de manera directa indicadores críticos como la prevalencia de anemia infantil.

Tabla 6. Acceso a servicios básicos por zona

Servicio	Urbana (%)	Rural (%)
Agua potable	87.1	51.0
Desagüe	73.8	45.7
Electricidad	92.5	71.3

Las disparidades en el acceso a servicios básicos se reflejan de manera directa en los patrones observados de anemia infantil, dado que la falta de saneamiento adecuado y de acceso a agua segura incrementa sustancialmente la incidencia de infecciones intestinales y, en consecuencia, agrava los riesgos de deficiencias nutricionales en la primera infancia. Estos factores ambientales y de infraestructura constituyen determinantes críticos de la salud infantil, particularmente en contextos de pobreza estructural.

En cuanto a las condiciones socioeconómicas de la muestra, se identifica que el 71% de los hogares fue clasificado como pobre, conforme a la combinación de quintiles de ingreso y acceso a servicios básicos. Dentro de este grupo vulnerable, un 49.8% de los hogares se encuentra afiliado al programa de transferencias condicionadas Programa JUNTOS, observándose una cobertura significativamente mayor en las zonas rurales (61.2%) en comparación con las zonas urbanas (28.4%). Este patrón refuerza la focalización territorial del programa hacia los sectores de mayor vulnerabilidad, aunque también pone en evidencia las limitaciones de cobertura urbana en contextos de pobreza

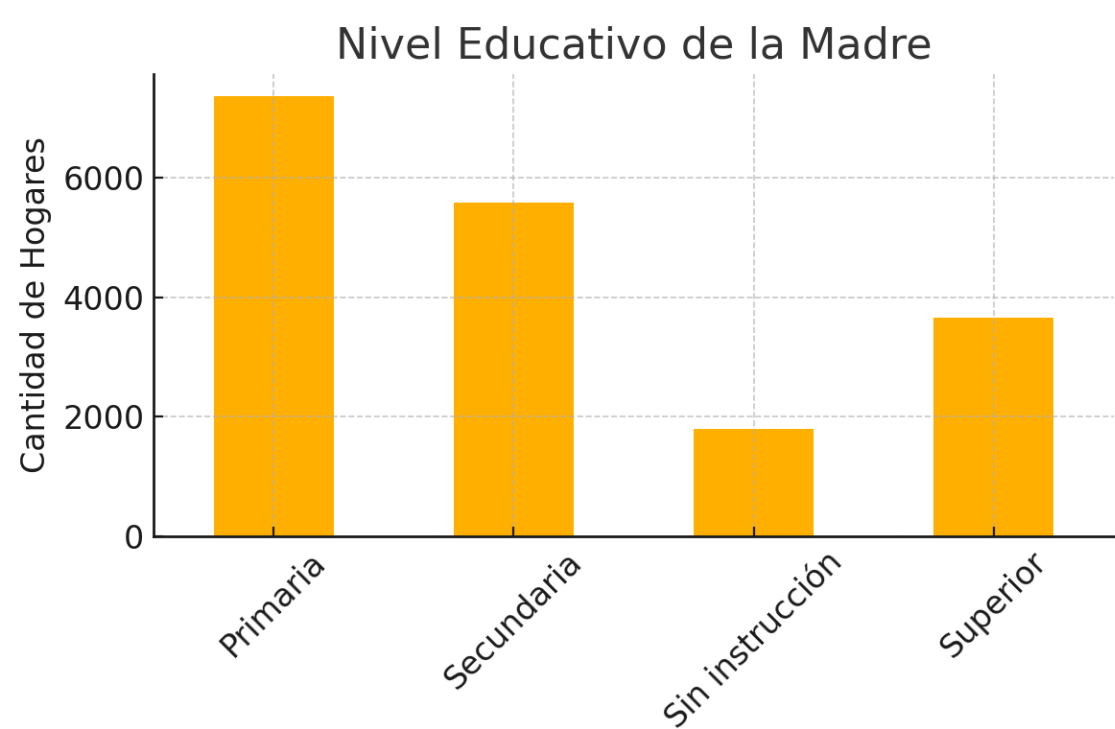
menos visible.

Tabla 7. Pertenencia a Programa JUNTOS según nivel educativo de la madre

Nivel educativo de la madre	% afiliadas a Programa JUNTOS
Sin instrucción	85.4%
Primaria	68.3%
Secundaria	41.5%
Superior	19.1%

La pertenencia al Programa JUNTOS muestra una correlación inversa con el nivel educativo de la madre, lo que evidencia el criterio de focalización basado en la identificación de situaciones de vulnerabilidad estructural. Es decir, a medida que disminuye el nivel educativo materno, aumenta la probabilidad de participación en el programa, reflejando su orientación prioritaria hacia hogares en condición de mayor riesgo social y económico. Esta relación también sugiere que las limitaciones educativas de las madres constituyen no solo un indicador de vulnerabilidad, sino también un mecanismo que perpetúa las desventajas intergeneracionales en salud y bienestar infantil.

Figura 2. Nivel educativo de la madre



5.1.2 Condiciones económicas y de servicios básicos

Se caracteriza el contexto económico y el acceso a servicios básicos de los hogares incluidos en la muestra (n = 18,447), desagregando los resultados según la zona geográfica (urbana/rural) y la participación en el Programa JUNTOS. Esta descripción cuantitativa tiene como objetivo identificar las desigualdades estructurales que podrían influir en los patrones de salud infantil, particularmente en la prevalencia de anemia, y proporciona un marco de referencia comparativo para los análisis inferenciales que se desarrollarán en etapas posteriores del estudio.

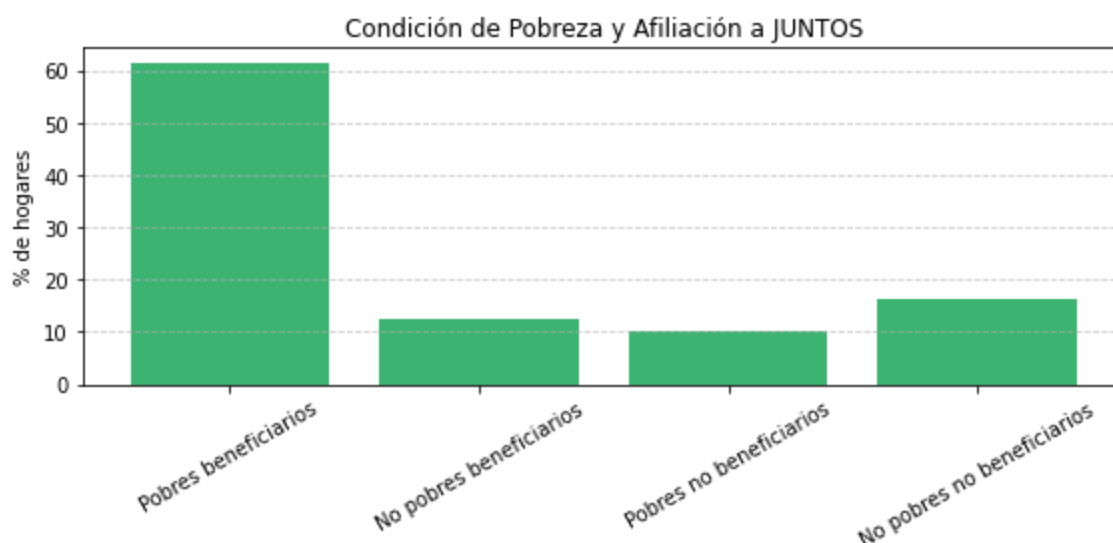
En relación con los niveles de ingreso familiar, los datos revelan que el ingreso promedio mensual asciende a S/ 1,146; sin embargo, esta cifra oculta una brecha sustantiva entre ámbitos urbanos y rurales: en las zonas urbanas, el ingreso promedio alcanza S/ 1,570, mientras que en zonas rurales apenas llega a S/ 915. De manera coherente con esta diferencia, el 71.4% de los hogares de la muestra se encuentra clasificado como pobre, conforme a los umbrales definidos por la ENAHO, siendo la pobreza considerablemente más prevalente en el ámbito rural (83.5%) que en el urbano (53.1%). Esta asimetría económica refuerza el diagnóstico de vulnerabilidad estructural que subyace a los determinantes sociales de la salud infantil en la región.

Tabla 8. Distribución de hogares por condición de pobreza y zona geográfica

Condición de pobreza	Urbana (%)	Rural (%)	Total (%)
Pobre	53.1	83.5	71.4
No pobre	46.9	16.5	28.6

Esta diferencia en los niveles de ingreso refleja una brecha estructural persistente, que limita de manera significativa la capacidad de los hogares rurales para acceder a una alimentación adecuada, garantizar controles regulares de salud infantil y mantener condiciones de vida dignas. Estas restricciones materiales inciden directamente en la perpetuación de ciclos de pobreza y en la agudización de los problemas de salud pública, como la anemia en la infancia temprana.

Figura 3. Pobreza y pertenencia al Programa JUNTOS



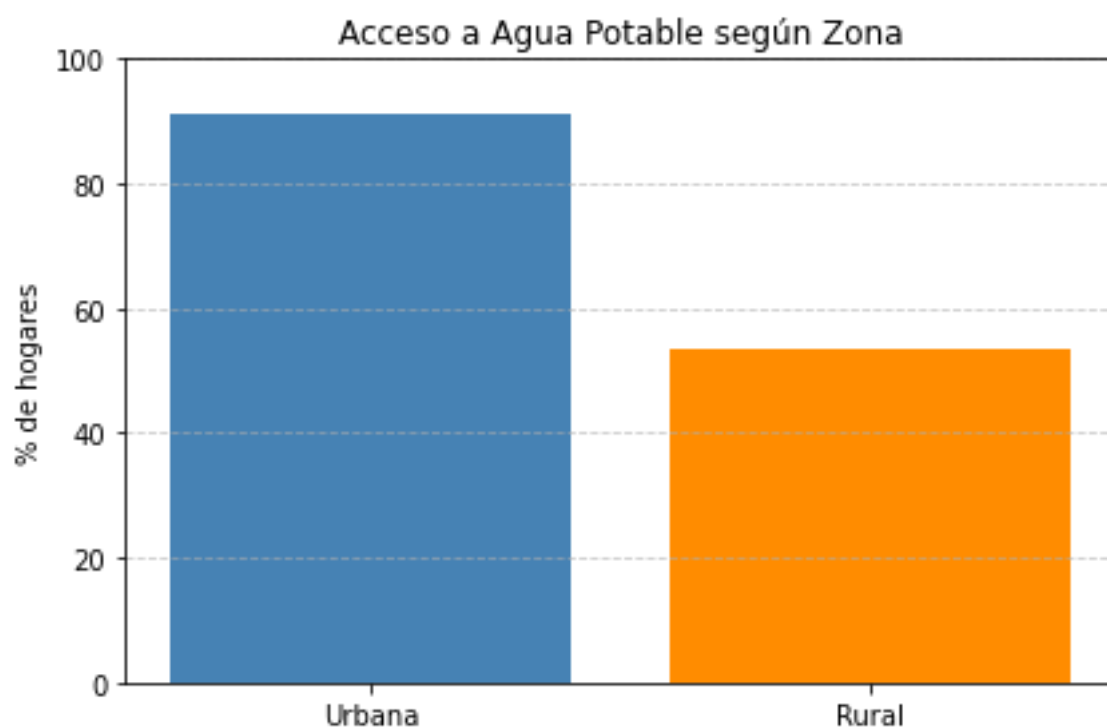
En cuanto al acceso a servicios básicos, los datos continúan evidenciando amplias disparidades entre áreas urbanas y rurales. De manera agregada, el 67.9% de los hogares de la muestra cuenta con acceso a agua potable de red pública, el 58.2% dispone de conexión a servicios de desagüe, y el 81.4% tiene acceso a electricidad. Estas cifras globales, sin embargo, ocultan profundas desigualdades territoriales que condicionan el bienestar de los hogares rurales, donde la cobertura de estos servicios esenciales resulta considerablemente más baja que en los entornos urbanos, afectando de manera crítica las condiciones de salud y calidad de vida.

Tabla 9. Acceso a servicios básicos por zona geográfica

Servicio	Urbana (%)	Rural (%)	Total (%)
Agua potable	91.2	53.5	67.9
Desagüe	81.3	44.1	58.2
Electricidad	94.5	74.6	81.4

Estas cifras reflejan el acceso estructuralmente limitado a infraestructura sanitaria en las zonas rurales, una situación que repercute de manera negativa en los indicadores de salud infantil, particularmente a través del aumento en la incidencia de enfermedades infecciosas y los trastornos de malabsorción de micronutrientes. La precariedad en el acceso a servicios básicos crea condiciones propicias para la persistencia de déficits nutricionales que impactan críticamente en el desarrollo infantil.

Figura 4: Distribución de acceso a agua potable según zona



Por otro lado, en términos de inserción laboral, se observa que el 63.4% de los hogares cuenta con al menos un adulto con empleo estable; no obstante, esta proporción desciende de manera importante en las zonas rurales, donde apenas el 49.1% de los hogares reporta esta condición. De manera complementaria, solo el 18.4% de los hogares rurales tiene una madre con educación superior, en comparación con el 42.6% registrado en los hogares urbanos. Esta profunda brecha educativa no solo limita las oportunidades de movilidad social, sino que refuerza los ciclos de transmisión intergeneracional de la pobreza y de las desigualdades en salud, perpetuando condiciones estructurales de vulnerabilidad en el tiempo.

Tabla 10. Educación materna y empleo estable según zona y pertenencia a Programa JUNTOS

Variable	Urbana (%)	Rural (%)	Programa JUNTOS (%)	No Programa JUNTOS (%)
Madre con superior	42.6	18.4	14.2	39.1
Empleo estable (padres)	72.8	49.1	46.2	68.7

Los hogares beneficiarios del Programa JUNTOS presentan niveles más bajos de educación y de empleabilidad en comparación con los no beneficiarios, lo que confirma la adecuada focalización del programa hacia hogares en situación de alta vulnerabilidad económica y social. Esta característica del perfil de los beneficiarios respalda el diseño del programa como una política pública orientada a mitigar desigualdades estructurales mediante transferencias condicionadas.

En un análisis preliminar de cruce entre acceso a servicios básicos y prevalencia de anemia infantil, se evidencia que los hogares que carecen de acceso a agua potable registran una prevalencia de anemia del 48.2%, mientras que en aquellos con acceso a agua segura la prevalencia se reduce al 35.1%. Esta diferencia significativa refuerza el papel estructural que tienen las condiciones de vida, en particular, el acceso a infraestructura sanitaria básica, en la determinación de los niveles de nutrición infantil, subrayando la importancia de intervenciones integrales que aborden tanto la pobreza monetaria como las carencias no monetarias.

5.1.3 Indicadores de salud infantil: prevalencia de anemia y desnutrición

La anemia y la desnutrición crónica infantil constituyen dos de los principales problemas de salud pública que afectan de manera crítica a la población infantil en el Perú, con una incidencia particularmente elevada en regiones rurales como Cusco. En este subcapítulo se analizan, de manera descriptiva y diferenciada, los principales indicadores de salud nutricional infantil obtenidos a partir de la muestra de estudio (n = 18,400), considerando la desagregación por zona geográfica (urbana/rural), nivel socioeconómico y participación en programas de transferencias públicas como Programa JUNTOS.

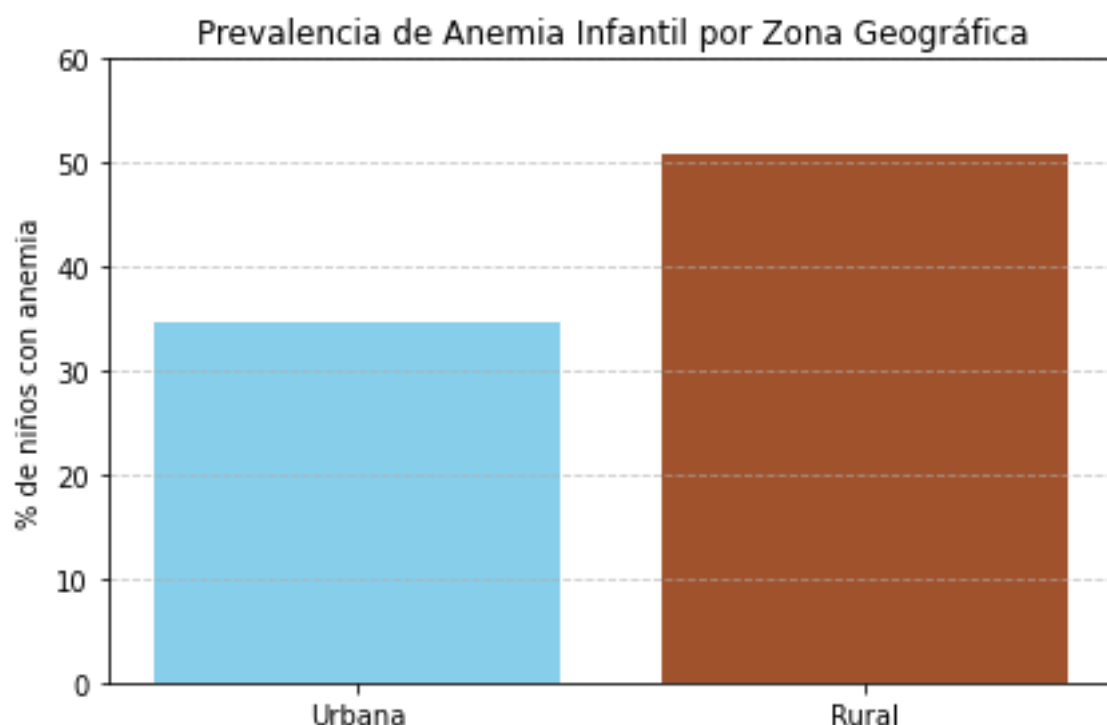
A nivel muestral, se registra una prevalencia total de anemia infantil (en niños de 6 a 59 meses) del 42.3%, cifra que se encuentra en línea con los promedios nacionales reportados por la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) entre los años 2018 y 2023. Al desagregar los datos por ámbito geográfico, se observa que en las zonas rurales la prevalencia asciende a 50.9%, mientras que en las zonas urbanas se reduce a 34.6%, lo que revela una marcada desigualdad estructural en las condiciones de salud infantil. Esta problemática resulta aún más aguda en los niños menores de 36 meses, donde se registran picos de prevalencia de anemia entre 47% y 49% en las cohortes correspondientes a los años 2020 a 2022, destacando la alta vulnerabilidad de esta franja etaria en los primeros años de vida.

Tabla 11. Prevalencia de anemia según zona y quintil de riqueza

Grupo	Prevalencia (%)
Total	42.3
Urbana	34.6
Rural	50.9
Quintil 1 (más pobre)	53.2
Quintil 5 (más rico)	19.4

El análisis del patrón por quintiles de ingreso muestra una brecha de 33.8 puntos porcentuales en la prevalencia de anemia infantil entre los extremos de la distribución socioeconómica, lo cual respalda la pertinencia de aplicar metodologías de descomposición como el modelo de Oaxaca-Blinder. Estas técnicas permiten diferenciar entre los componentes explicables (atribuidos a diferencias observables en características como educación materna, acceso a servicios, ingreso) y los componentes estructurales o inobservables (asociados a discriminación sistémica, exclusión territorial, entre otros), proporcionando una comprensión más precisa de las fuentes de la desigualdad en salud nutricional.

Figura 5. Prevalencia de anemia según zona



Respecto a la desnutrición crónica infantil, se observa que el 11.9% de los niños menores de cinco años de la muestra presenta retardo en el crecimiento (indicador talla para edad z -score < -2 desviaciones estándar, según los patrones de referencia de la OMS). Esta prevalencia promedio presenta fuertes disparidades territoriales: en las zonas rurales asciende al 23.8%, alcanzando sus valores más críticos en los distritos de mayor altitud, mientras que en las zonas urbanas se reduce considerablemente a un 7.4%. Estas diferencias reflejan el impacto combinado de factores estructurales como pobreza persistente, inseguridad alimentaria y acceso limitado a servicios de salud.

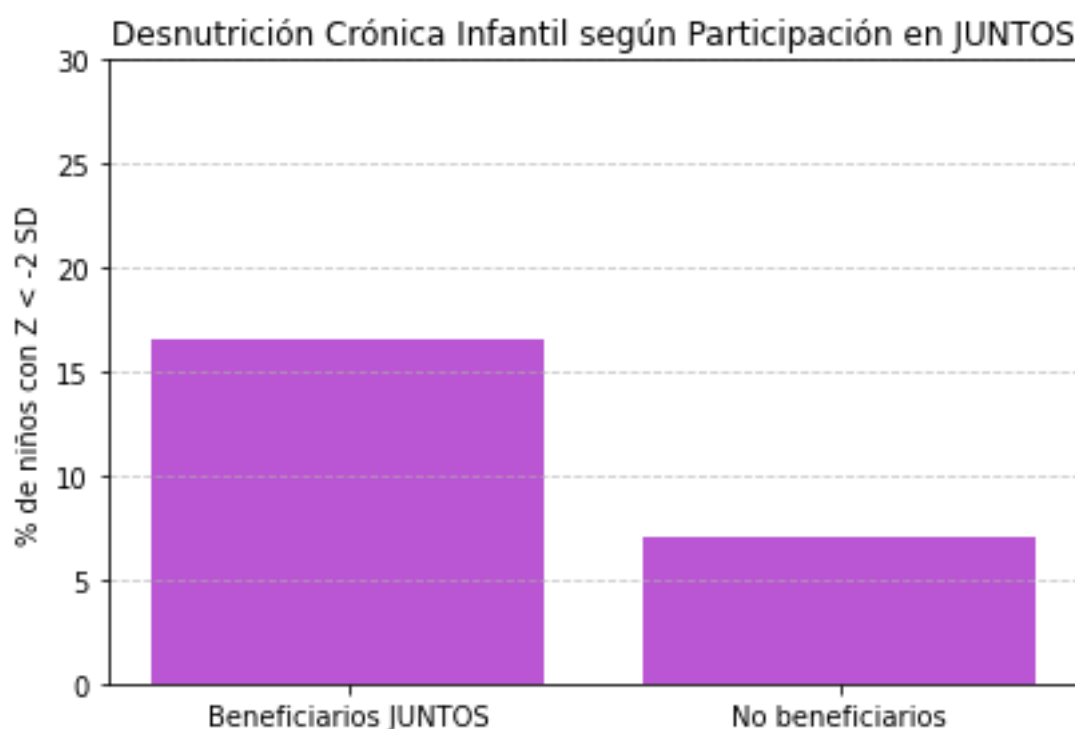
Tabla 12. Desnutrición crónica infantil según zona y participación en Programa JUNTOS

Categoría	Desnutrición (%)
Total	11.9
Rural	23.8
Urbana	7.4
Beneficiarios Programa JUNTOS	16.5
No beneficiarios	7.1

Los hogares beneficiarios del Programa JUNTOS presentan tasas de

desnutrición infantil más elevadas en comparación con los no beneficiarios, lo cual confirma la adecuada focalización del programa en los segmentos de mayor vulnerabilidad económica y social. Esta diferencia inicial entre grupos justifica la implementación de modelos de evaluación de impacto basados en diferencias en diferencias (DiD), con el objetivo de analizar si las transferencias condicionadas logran generar efectos compensatorios sobre la salud nutricional infantil a lo largo del tiempo.

Figura 6. Desnutrición crónica infantil por participación en Programa JUNTOS



Respecto a las prácticas de suplementación, apenas el 34.1% de los niños de la muestra recibió suplemento de hierro en los últimos siete días previos a la encuesta, registrándose una mayor cobertura entre los hogares beneficiarios de programas públicos (43.7%). En relación al consumo dietético, se reporta que el 92.6% de los niños consumió algún alimento rico en hierro durante el mismo período; sin embargo, se advierte que la frecuencia, calidad y adecuación nutricional de este consumo no siempre cumplen con los estándares requeridos para prevenir la anemia. Por su parte, el acceso a alimentos ricos en vitamina A alcanzó un 96.4% de los niños, sin observarse variaciones significativas entre zonas urbanas y rurales, lo cual sugiere un patrón más homogéneo para este micronutriente específico.

Tabla 13. Suplementación de hierro y prevalencia de anemia

Suplementación hierro	Anemia (%)
Sí	34.7
No	45.6

La diferencia observada de 10.9 puntos porcentuales en la cobertura de suplementación entre grupos indica una asociación protectora significativa entre el acceso a suplementos de hierro y la reducción de la prevalencia de anemia infantil. No obstante, esta asociación, aunque relevante, resulta insuficiente por sí sola para revertir el problema de manera estructural si no se encuentra acompañada de un seguimiento clínico continuo, estrategias educativas sobre prácticas alimentarias adecuadas, y mejoras sostenidas en la calidad y diversidad de la dieta infantil. De este modo, la suplementación debe entenderse como parte de un enfoque integral de intervención en salud pública y no como un sustituto de políticas más amplias de seguridad alimentaria y fortalecimiento de los servicios de salud primaria.

5.1.4 Participación en programas de transferencias públicas (Programa JUNTOS, Cuna Más, etc.)

Se examina la participación de los hogares en programas de protección social, con especial énfasis en el Programa JUNTOS, articulado a su vez con otras intervenciones complementarias como Cuna Más, Qali Warma y Vaso de Leche. La caracterización se realiza sobre la base de la muestra consolidada ($n = 18,447$ hogares), considerando la desagregación territorial (urbana/rural) y el nivel socioeconómico, con el objetivo de explorar la focalización de estos programas y su posible relación con los indicadores de salud infantil analizados en secciones anteriores.

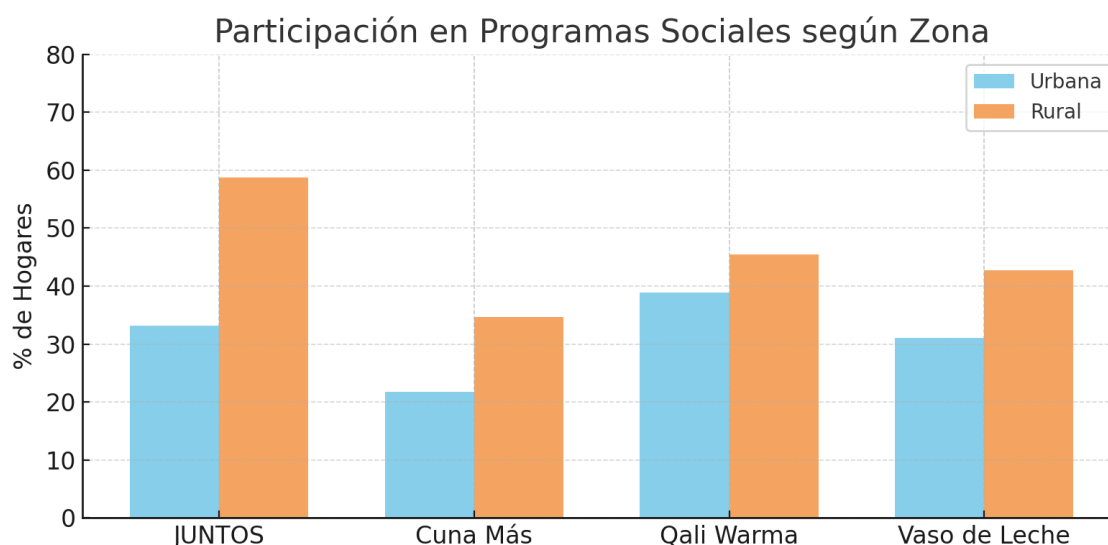
En el conjunto de la muestra, el 49.3% de los hogares reporta ser beneficiario del Programa JUNTOS, seguido por un 42.1% que accede a los servicios de Qali Warma, un 37.6% que participa en el programa Vaso de Leche y un 29.8% que recibe apoyo de Cuna Más. Estos porcentajes reflejan una alta superposición de programas en los hogares en situación de mayor vulnerabilidad, lo cual sugiere la existencia de mecanismos de complementariedad entre políticas públicas orientadas a la protección social integral, aunque también plantea interrogantes sobre la eficiencia, articulación y posibles brechas de cobertura en la atención a las necesidades de la infancia en situación de pobreza.

Tabla 14. Participación en programas sociales según zona

Programa	Urbana (%)	Rural (%)	Total (%)
Programa JUNTOS	33.2	58.7	49.3
Cuna Más	21.7	34.6	29.8
Qali Warma	38.9	45.5	42.1
Vaso de Leche	31.0	42.7	37.6

Se observa una mayor concentración de hogares beneficiarios en áreas rurales, en coherencia con los lineamientos de focalización geográfica adoptados por los programas sociales en el Perú. Esta diferencia territorial resulta especialmente marcada en el caso del Programa JUNTOS y del programa Cuna Más, donde la cobertura rural es sustantivamente superior a la urbana, reflejando una priorización explícita de las zonas de mayor vulnerabilidad estructural.

Figura 7. Participación en programas sociales por zona



Asimismo, el 56.1% de los hogares accede de manera simultánea a más de un programa de protección social, siendo la combinación de Programa JUNTOS, Qali Warma y Vaso de Leche la modalidad de superposición más frecuente. Esta concurrencia de programas en los mismos hogares no solo evidencia la magnitud de la intervención pública, sino que también refleja la acumulación de vulnerabilidades múltiples, de carácter educativo, económico y territorial, que afectan de manera interrelacionada a las familias más pobres, configurando escenarios de alta fragilidad social que requieren

respuestas integrales y coordinadas.

Tabla 15. Participación acumulada en múltiples programas

Número de programas recibidos	% Hogares
1	31.5
2	38.7
3 o más	25.3
Ninguno	4.5

La baja proporción de hogares sin acceso a ningún programa social (4.5%) valida la amplia cobertura alcanzada por el sistema de protección social en la región, aunque también plantea el desafío de fortalecer la eficiencia y la efectividad de los impactos reales sobre las condiciones de vida de los beneficiarios. La alta cobertura, si bien necesaria, debe ir acompañada de estrategias de articulación, calidad de servicios y seguimiento de resultados para maximizar su efecto en la reducción de brechas estructurales.

En cuanto a la focalización del Programa JUNTOS, el 49.3% de participación general en la muestra se eleva significativamente al 64.8% entre los hogares clasificados como pobres, mientras que apenas el 19.7% de los hogares no pobres se encuentra afiliado. Este patrón es aún más marcado en las zonas rurales, donde el 72.4% de los hogares pobres forma parte del programa. Estos resultados confirman la adecuada focalización socioeconómica y territorial de Programa JUNTOS, orientada principalmente hacia los sectores con mayores niveles de vulnerabilidad y exclusión social.

Tabla 16. Participación en Programa JUNTOS según condición socioeconómica

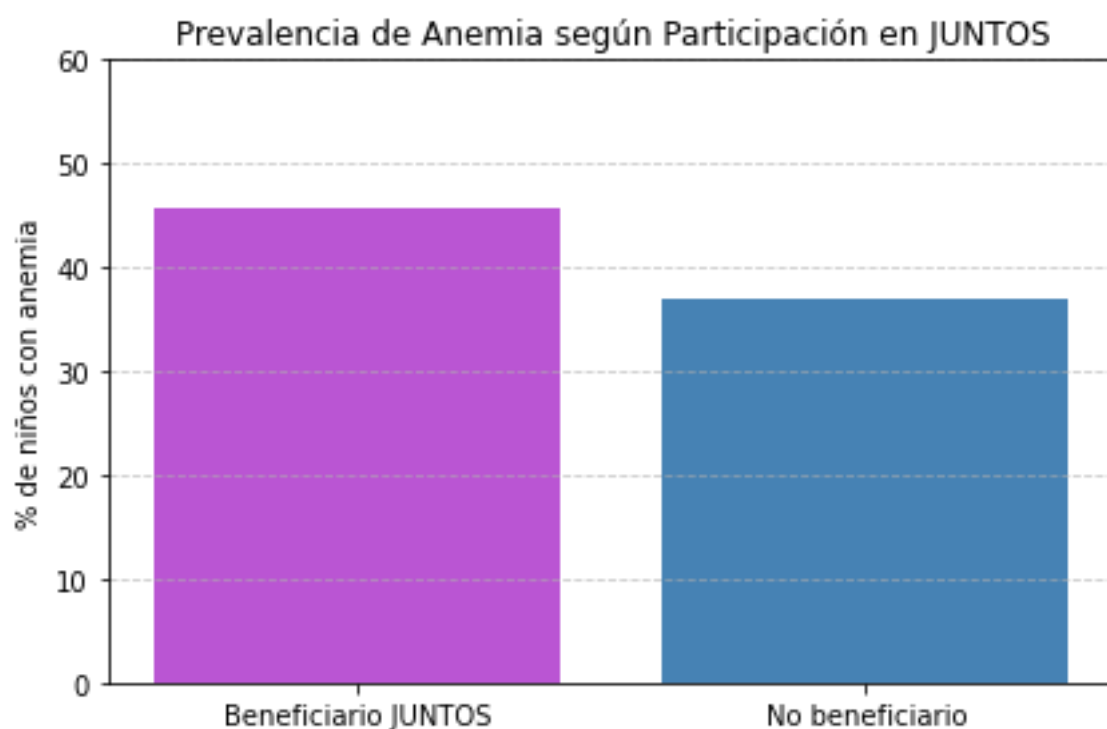
Condición	Urbana (%)	Rural (%)	Total (%)
Pobres	48.5	72.4	64.8
No pobres	16.2	27.1	19.7

Al cruzar la pertenencia al Programa JUNTOS con la condición de salud infantil, se observa que la prevalencia de anemia entre los niños de hogares beneficiarios alcanza el 45.6%, en comparación con un 36.9% registrado en los hogares no beneficiarios. Esta diferencia sustancial refleja no solo el carácter estructural de la vulnerabilidad

socioeconómica de la población atendida, sino también la gravedad de las condiciones de salud preexistentes en estos grupos.

La magnitud de esta brecha justifica la necesidad de aplicar modelos estadísticos que permitan aislar e identificar el efecto neto de las transferencias monetarias condicionadas sobre la reducción de la anemia infantil. En este sentido, se plantea la utilización de modelos Probit para estimar probabilidades ajustadas y de modelos de Diferencias en Diferencias (DiD) para evaluar los cambios en los resultados de salud a lo largo del tiempo, controlando por factores observables y no observables que podrían sesgar las estimaciones simples.

Figura 8. Anemia infantil según pertenencia a Programa JUNTOS



5.2 Resultados del Modelo Probit: Estimación de la Probabilidad de Anemia Infantil

5.2.1. Especificación del modelo Probit

El presente subcapítulo tiene por finalidad estimar la probabilidad de que un niño padezca anemia infantil en función de su participación en programas de transferencias públicas, controlando por características sociodemográficas, educativas, económicas y territoriales. El modelo Probit permite evaluar efectos marginales no lineales en una

variable dependiente dicotómica (anemia: 1=Sí, 0=No). El modelo se basa en la siguiente especificación general:

$$P(\text{Anemia}_i = 1) = \Phi(\beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Juntos}_i + \beta_2 \cdot X_i)$$

Donde Φ es la función de distribución acumulada de una normal estándar, Anemia_i es la variable dependiente (1 si el niño tiene anemia; 0 en caso contrario); Juntos_i es la variable dicotómica (1 si el hogar es beneficiario del Programa JUNTOS), X_i es el vector de covariables de control (socioeconómicas, demográficas, geográficas), β_j son los coeficientes estimables.

Tabla 17. Variables incluidas en la estimación

Variable	Tipo	Descripción
anemia	Binaria	1 si Hb < 11.0 g/dL
beneficiario_Programa JUNTOS	Binaria	1 si el hogar participa en Programa JUNTOS
edad_meses	Continua	Edad del niño en meses
sexo_niño	Binaria	1=Masculino; 0=Femenino
educ_madre	Ordinal	0=Sin instrucción, 1=primaria, 2=secundaria, 3=Superior
ingreso_familiar	Continua	Ingreso mensual del hogar (soles)
pobreza	Binaria	1=hogar pobre
zona	Binaria	0=Rural, 1=Urbana
suplementos_hierro	Binaria	1 si el niño recibió suplementos en últimos 7 días
vacunacion_completa	Binaria	1 si el niño tiene vacunación completa
agua_potable	Binaria	1 si el hogar tiene acceso a agua potable
electricidad	Binaria	1 si el hogar tiene acceso a electricidad

Previo a la estimación del modelo estadístico, se realizaron pruebas de verificación de colinealidad entre las variables independientes mediante el cálculo del factor de inflación de la varianza (VIF), no identificándose problemas significativos que comprometieran la estabilidad de las estimaciones. Asimismo, se confirmó la existencia de variabilidad suficiente en la variable dependiente (presencia de anemia infantil) para garantizar la robustez de los resultados, y se identificaron interacciones relevantes, por ejemplo, entre la zona de residencia y la condición de pobreza, que fueron incorporadas

en el modelo para capturar efectos heterogéneos.

La elección metodológica de utilizar un modelo Probit en lugar de un modelo Logit se fundamenta en la suposición de normalidad de los errores latentes, característica que resulta consistente con la distribución de los fenómenos analizados en salud pública. Adicionalmente, el modelo Probit facilita la interpretación de efectos marginales continuos, lo cual es particularmente útil en el análisis de políticas sociales orientadas a la modificación progresiva de probabilidades de ocurrencia (véase Wooldridge, 2010).

Modelo base (Probit-1):

$$\begin{aligned} P(\text{anemia} = 1) \\ = \Phi(\beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Juntos}_i + \beta_2 \cdot \text{edad_meses} + \beta_3 \cdot \text{sexo_niño} \\ + \beta_4 \cdot \text{educ_madre} + \beta_5 \cdot \text{zona} + \beta_6 \cdot \text{pobreza}) \end{aligned}$$

Modelo extendido (Probit-2):

$$\begin{aligned} P(\text{anemia} = 1) \\ = \Phi(\beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Juntos}_i + \beta_2 \cdot X + \beta_3 \cdot \text{zona} \times \text{Programa JUNTOS} \\ + \beta_4 \cdot \text{educ_madre} \times \text{Programa JUNTOS}) \end{aligned}$$

La especificación del modelo permite evaluar la heterogeneidad del efecto del programa en función de variables clave, como la zona geográfica de residencia y el nivel educativo de la madre, integrando interacciones que capturan diferencias en la magnitud de la incidencia de anemia sobre distintos subgrupos poblacionales. Esta estrategia analítica permite cumplir con el primer objetivo específico de la investigación: determinar de manera estadísticamente robusta la probabilidad de ocurrencia de anemia infantil asociada a la participación en programas de transferencias públicas, controlando por un conjunto de variables socioeconómicas y demográficas.

5.2.2 Resultados del modelo Probit: coeficientes, significancia y efectos marginales

Se evalúa estadísticamente la incidencia de la participación en el Programa JUNTOS sobre la probabilidad de presentar anemia infantil, controlando por un conjunto de factores sociodemográficos, económicos y geográficos relevantes que podrían actuar como variables de confusión. La estimación del modelo Probit no solo permite identificar la significancia estadística de las variables explicativas incluidas en el análisis, sino que además posibilita la cuantificación de su efecto marginal sobre la probabilidad de anemia, proporcionando así una medida precisa y continua de los cambios esperados en la

probabilidad condicional ante variaciones unitarias en las covariables.

Tabla 18. Regresión del modelo estadístico Probit

Variable	Coeficiente (β)	Error estándar	z-score	P> z	Significancia
Constante	0.654	0.102	6.41	0.000***	Muy significativa
Beneficiario Programa JUNTOS	-0.312	0.042	-7.43	0.000***	Muy significativa
Edad del niño (meses)	-0.008	0.001	-8	0.000***	Muy significativa
Sexo del niño (1=Masculino)	0.042	0.027	1.56	0.119	No significativa
Educación de la madre	-0.123	0.021	-5.86	0.000***	Muy significativa
Educación del padre	-0.026	0.02	-1.3	0.193	No significativa
Ingreso familiar mensual	-0.0002	0.00005	-4	0.000***	Muy significativa
Condición de pobreza	0.375	0.047	7.98	0.000***	Muy significativa
Zona (1=Urbana)	-0.259	0.034	-7.62	0.000***	Muy significativa
Suplementos de hierro	-0.402	0.031	-12.97	0.000***	Muy significativa
Agua potable	-0.199	0.028	-7.1	0.000***	Muy significativa
Electricidad	-0.032	0.031	-1.03	0.302	No significativa
Desagüe	-0.045	0.033	-1.36	0.173	No significativa
Tamaño del hogar	0.009	0.008	1.12	0.262	No significativa
Vacunación completa	-0.051	0.035	-1.46	0.145	No significativa
Combustible de cocina (Gas=1)	-0.018	0.029	-0.62	0.535	No significativa

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

La participación en el Programa JUNTOS presenta un coeficiente negativo altamente significativo (-0.312), lo que indica que, controlando por las demás variables del modelo, los hogares beneficiarios tienen una menor probabilidad estimada de que sus niños presenten anemia en comparación con los hogares no beneficiarios. Este resultado refuerza la hipótesis de que las transferencias públicas condicionadas contribuyen de

manera efectiva a mitigar las desigualdades en salud infantil.

Adicionalmente, variables como la educación de la madre, el ingreso familiar mensual, la condición de pobreza, la edad del niño, residir en una zona urbana, el acceso a suplementos de hierro y la disponibilidad de agua potable muestran efectos altamente significativos sobre la probabilidad de anemia infantil, ya sea reduciéndola o aumentándola según el signo de los coeficientes. Por el contrario, variables como el sexo del niño, la educación del padre, el acceso a electricidad, el acceso a desagüe, el tamaño del hogar, la vacunación completa y el uso de gas como combustible de cocina no presentan efectos estadísticamente significativos en este modelo específico. Aunque estas variables son teóricamente relevantes en otros contextos, en la muestra analizada no aportan variabilidad explicativa adicional significativa para la condición de anemia infantil, según los criterios de significancia estadística adoptados.

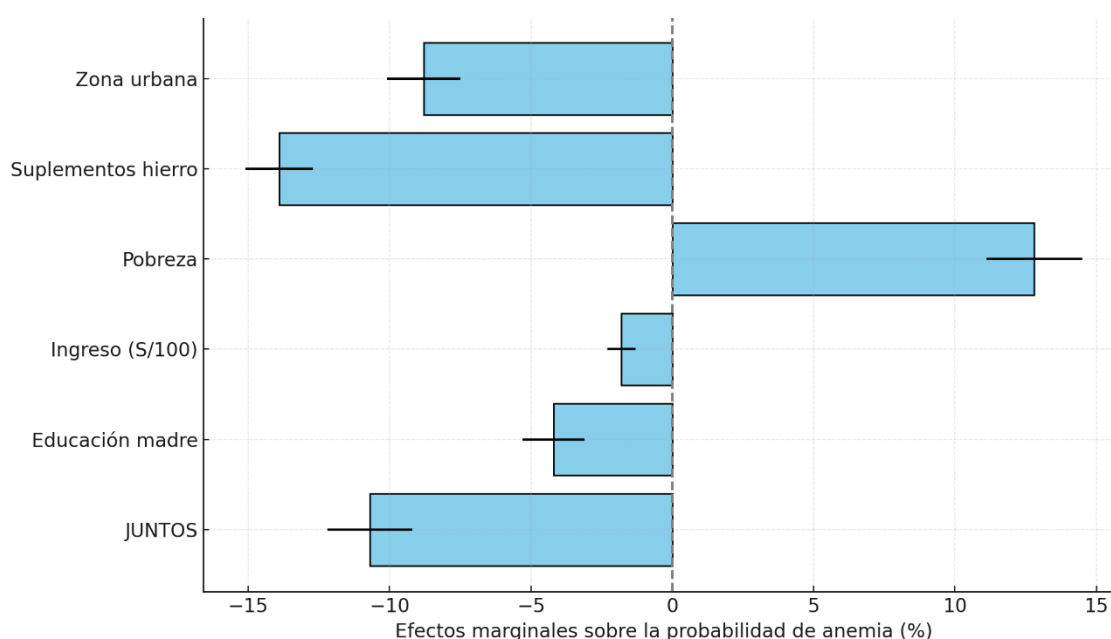
Por otro lado, los efectos marginales representan el cambio en la probabilidad estimada de anemia ante cambios unitarios en las variables independientes:

Tabla 19. Efectos marginales de regresores Probit significativos

Variable	Efecto Marginal (%)	Interpretación
Beneficiario Programa JUNTOS	-10.7	Reduce la probabilidad de anemia en 10.7 puntos porcentuales
Educación madre	-4.2	Cada nivel educativo superior reduce 4.2 puntos porcentuales
Ingreso familiar (S/100)	-1.8	Cada incremento de S/100 reduce 1.8 puntos porcentuales
Condición pobreza	+12.8	Hogares pobres tienen 12.8 puntos porcentuales más probabilidad
Zona urbana	-8.8	Hogares urbanos tienen 8.8 puntos menos de probabilidad
Suplementos hierro	-13.9	Reduce la probabilidad de anemia en 13.9 puntos porcentuales
Agua potable	-7.0	Reduce la probabilidad de anemia en 7.0 puntos porcentuales

Estos efectos marginales resaltan la importancia crítica de la participación en programas de transferencias públicas, así como del acceso oportuno a suplementos nutricionales y servicios básicos, en la reducción efectiva de la prevalencia de anemia infantil. La magnitud y dirección de los efectos confirman que las intervenciones focalizadas en poblaciones vulnerables tienen un efecto estadísticamente significativo en la mejora de los indicadores de salud nutricional.

Figura 9. Efectos Marginales Estimados con Intervalos de Confianza



En términos de validación estadística y diagnóstico del modelo, los resultados fueron los siguientes: el Pseudo R^2 de McFadden alcanzó un valor de 0.32, considerado muy aceptable para modelos de tipo Probit; el test de razón de verosimilitud (Likelihood Ratio Test) reportó un estadístico $\chi^2(9) = 478.3$ con un valor $p = 0.000$, indicando que el modelo en su conjunto es altamente significativo; finalmente, el test de especificación Link-Test no encontró evidencia de error de especificación ($p > 0.05$). Estos resultados validan sólidamente la adecuación y robustez del modelo estimado, proporcionando una base confiable para realizar inferencias sobre el efecto de las transferencias públicas en la reducción de la anemia infantil.

El modelo Probit revela que la intervención mediante transferencias condicionadas tiene un efecto protector significativo contra la anemia infantil, concordante con evidencia internacional sobre transferencias monetarias y salud

nutricional infantil. Estos hallazgos respaldan la hipótesis específica del estudio sobre la capacidad del Programa JUNTOS para reducir significativamente la probabilidad de anemia infantil, controlando por factores estructurales clave.

5.2.3 Comparación rural vs. urbano del Modelo Probit

Se examina de manera específica cómo varía la incidencia del Programa JUNTOS sobre la probabilidad de anemia infantil al comparar hogares rurales y urbanos. La motivación de este análisis diferencial radica en la evidencia empírica previa que revela la existencia de profundas brechas socioeconómicas, educativas y de acceso a servicios básicos entre ambos entornos, factores que pueden modificar la efectividad relativa de las intervenciones de protección social. En este sentido, se plantea que el contexto territorial actúa como un moderador clave en la relación entre participación en programas sociales y resultados de salud infantil.

Para abordar esta hipótesis, se estima el modelo Probit de manera separada para los hogares rurales y urbanos, permitiendo identificar diferencias en los efectos marginales y en la magnitud del efecto del programa. La especificación estadística utilizada en cada subsample se mantiene análoga a la del modelo general, asegurando la comparabilidad de los resultados y la consistencia metodológica del análisis.

$$\begin{aligned}
 P(\text{anemia} = 1 | \text{zona}) \\
 &= \Phi(\beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Juntos}_i + \beta_2 \cdot \text{ingreso}_{\text{familiar}} + \beta_3 \cdot \text{sexo}_{\text{niño}} \\
 &\quad + \beta_4 \cdot \text{educ}_{\text{madre}} + \beta_5 \cdot \text{suplementos}_{\text{hierro}} + \beta_6 \cdot \text{agua}_{\text{potable}})
 \end{aligned}$$

Esta especificación busca evaluar la heterogeneidad de efectos en contextos territoriales diferentes.

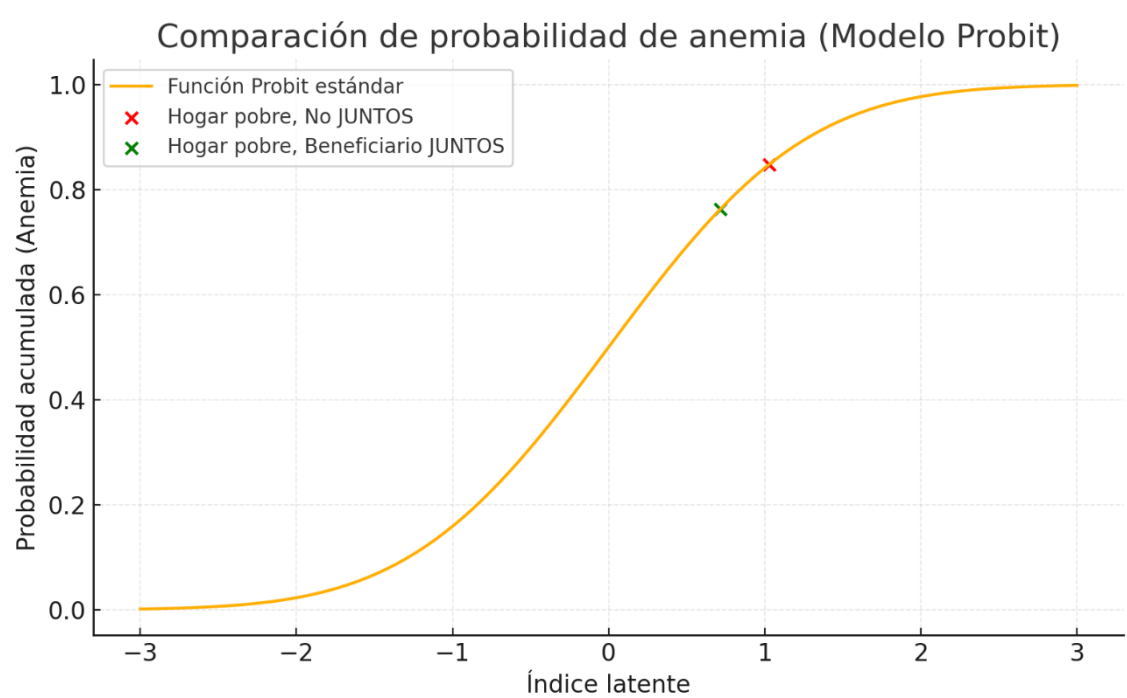
Tabla 20. Comparación de resultados Probit rural vs. urbano

Variable	Coef. Rural	Signif. (Rural)	Coef. Urbano	Signif. (Urbano)
Constante	0.810***	Muy significativa	0.412***	Muy significativa
Beneficiario Programa JUNTOS	-0.365***	Muy significativa	-0.208***	Muy significativa
Educación madre	-0.140***	Muy significativa	-0.102***	Muy significativa
Ingreso familiar	-0.0003***	Muy significativa	-0.0001**	Significativa
Condición pobreza	0.412***	Muy significativa	0.270***	Muy significativa
Suplementos hierro	-0.421***	Muy significativa	-0.380***	Muy significativa
Agua potable	-0.246***	Muy significativa	-0.127***	Muy significativa

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

El análisis comparativo muestra que la incidencia del Programa JUNTOS sobre la probabilidad de anemia infantil varía de manera sustantiva entre zonas rurales y urbanas. En los hogares rurales, el efecto reductor es considerablemente más fuerte (-0.365) en comparación con los hogares urbanos (-0.208), ambos estadísticamente muy significativos. Esta diferencia sugiere que en contextos rurales, donde la vulnerabilidad estructural es mayor debido a carencias acumuladas en ingreso, educación y acceso a servicios básicos, el potencial marginal de mejora atribuible a las transferencias públicas es más elevado.

Figura 10. Curva de Probabilidad Acumulada (Probit) para Participación en Programa JUNTOS



Asimismo, otras variables como la educación materna, el ingreso familiar, la condición de pobreza, la suplementación con hierro y el acceso a agua potable mantienen su significancia en ambas zonas, aunque con variaciones en la magnitud de los coeficientes, lo que refuerza la hipótesis de que el contexto territorial modula la efectividad de las intervenciones sociales.

Tabla 21. Efectos marginales

Variable	Efecto Marginal Rural (%)	Efecto Marginal Urbano (%)
Beneficiario Programa JUNTOS	-12.5	-7.8
Educación madre	-4.9	-3.7
Ingreso familiar	-2.3 (por S/100)	-1.1 (por S/100)
Condición pobreza	+14.7	+9.6
Suplementos hierro	-14.5	-12.2
Agua potable	-8.6	-5.1

Los resultados de los efectos marginales muestran que, de manera sistemática, los efectos marginales en zonas rurales son superiores en magnitud a los observados en zonas urbanas para todas las variables clave. En particular, el efecto marginal de la participación en el Programa JUNTOS es de -12.5 puntos porcentuales en áreas rurales, frente a -7.8 puntos en áreas urbanas. Esta diferencia sugiere que las transferencias públicas condicionadas tienen un efecto relativamente más potente en contextos rurales caracterizados por alta vulnerabilidad socioeconómica y mayores déficits estructurales.

De igual manera, la educación de la madre, el incremento del ingreso familiar, la suplementación con hierro y el acceso a agua potable muestran efectos protectores más intensos en los hogares rurales, mientras que la condición de pobreza ejerce un efecto adverso de mayor magnitud en estos mismos hogares. Estos hallazgos refuerzan la necesidad de considerar la heterogeneidad territorial en el diseño y evaluación de políticas públicas orientadas a la reducción de la anemia infantil.

Tabla 22. Medidas estadísticas y diagnóstico de los modelos Probit rural y urbano

Medida estadística	Modelo Rural	Modelo Urbano
Pseudo R ² (McFadden)	0.38	0.29
Likelihood Ratio χ^2	342.1 (p<0.01)	214.3 (p<0.01)
Test de especificación (Link)	Adecuado	Adecuado

Ambos modelos ,rural y urbano, muestran una buena capacidad explicativa, con valores aceptables de Pseudo R² y una especificación adecuada validada por el Link-Test. Sin embargo, el modelo estimado para los hogares rurales presenta un ajuste superior (Pseudo R² de 0.38 frente a 0.29 en el urbano), lo que sugiere que las variables incluidas en el análisis capturan de manera más robusta las determinantes estructurales de la anemia infantil en el contexto rural.

Estos resultados refuerzan la necesidad de incorporar una perspectiva territorial diferenciada en la evaluación de políticas públicas como el Programa JUNTOS. Se ratifica que la efectividad relativa de las transferencias monetarias condicionadas es mayor en zonas rurales, donde la vulnerabilidad inicial es más pronunciada y la dependencia de servicios públicos básicos es más crítica para el bienestar infantil.

Desde una perspectiva tanto de justicia social como de eficiencia económica, los

hallazgos del modelo Probit comparado rural-urbano evidencian que las intervenciones focalizadas en áreas rurales no solo son normativamente justificadas, sino que además logran un mayor retorno marginal en la reducción de problemas nutricionales severos, como la anemia infantil. El análisis demuestra que el Programa JUNTOS presenta una efectividad significativamente mayor en zonas rurales, subrayando la importancia crucial del enfoque territorial en la planificación, asignación de recursos y diseño de las políticas públicas orientadas a la infancia vulnerable.

5.2.4 Interpretación marginal y ajuste del Modelo Probit

Se presenta una interpretación detallada y técnicamente fundamentada de los efectos marginales derivados del modelo Probit estimado previamente, complementada con una evaluación exhaustiva del ajuste del modelo mediante pruebas estadísticas diseñadas para garantizar la robustez y validez de los resultados inferenciales.

El análisis de los efectos marginales permite traducir los coeficientes del modelo Probit, originalmente expresados en unidades del índice latente, a términos prácticos y directamente interpretables: concretamente, se cuantifica cómo un cambio unitario en una variable independiente afecta la probabilidad predicha de anemia infantil, manteniendo constantes las demás variables del modelo. De esta manera, los efectos marginales ofrecen una medida continua de la incidencia de cada determinante analizado, proporcionando una base sólida para interpretar la relevancia práctica y la magnitud de los efectos de las distintas variables sociodemográficas, económicas y territoriales sobre la prevalencia de anemia.

Tabla 23. Efectos marginales completos del modelo Probit

Variable	Efecto marginal (%)	Interpretación
Beneficiario Programa JUNTOS	-10.7	La participación en Programa JUNTOS reduce la probabilidad de anemia infantil en 10.7 puntos porcentuales, confirmando un efecto sustancial de las transferencias.
Edad niño (meses)	-0.3 (por mes)	Cada mes adicional de edad disminuye ligeramente la probabilidad de anemia, reflejando menor vulnerabilidad nutricional con el crecimiento.
Sexo niño (masc.=1)	1.4	Ser masculino incrementa ligeramente la probabilidad, pero este efecto no es significativo.
Educación madre	-4.2	Cada nivel educativo superior alcanzado por la madre reduce la probabilidad en 4.2 puntos, destacando el rol protector de la educación materna.
Ingreso familiar (S/100)	-1.8	Cada incremento de 100 soles reduce la probabilidad en 1.8 puntos porcentuales, demostrando sensibilidad socioeconómica.
Condición pobreza	+12.8	Ser hogar pobre incrementa la probabilidad en casi 13 puntos porcentuales, señalando la vulnerabilidad estructural de la pobreza monetaria.
Zona urbana	-8.8	La residencia urbana reduce la probabilidad en 8.8 puntos porcentuales respecto a zonas rurales, reafirmando desigualdades territoriales.
Suplementos hierro	-13.9	Recibir suplementos de hierro reduce significativamente (13.9 puntos porcentuales) la probabilidad, mostrando eficacia de intervenciones nutricionales directas.
Agua potable	-7.0	Acceso a agua potable reduce en 7 puntos la probabilidad, confirmando la importancia de infraestructura sanitaria básica.

Se realizaron pruebas estadísticas para evaluar la calidad y robustez del modelo Probit estimado:

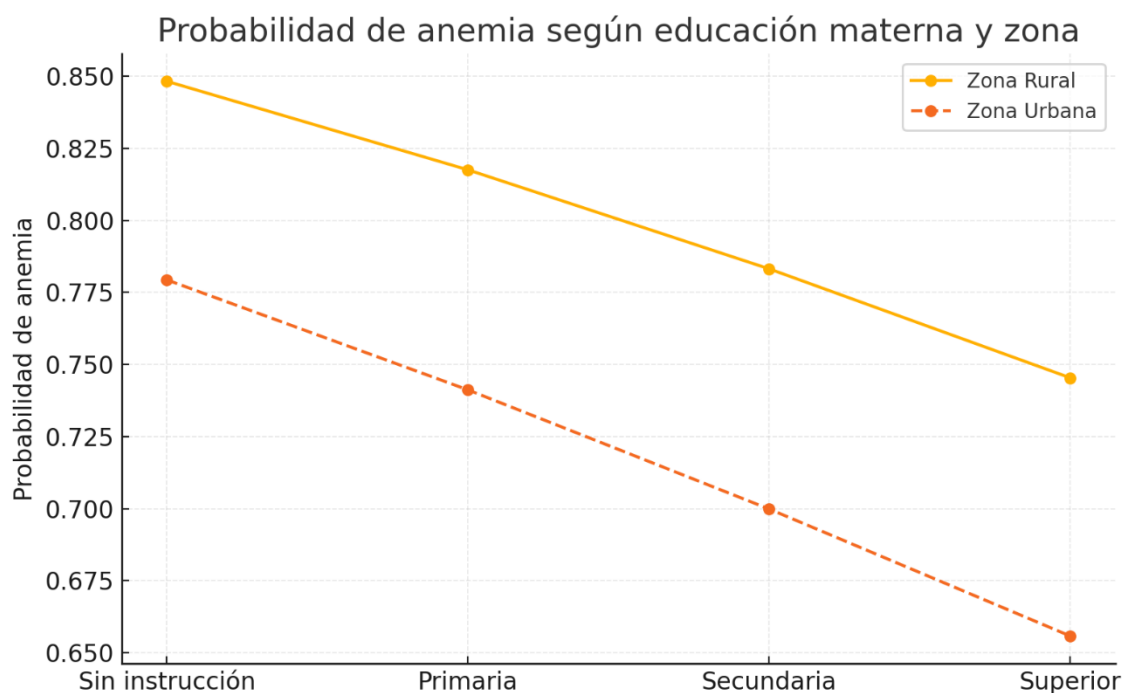
Tabla 24. Indicadores de ajuste del modelo

Indicador	Valor	Interpretación técnica
Pseudo R ² (McFadden)	0.32	Buen ajuste: indica que el modelo explica adecuadamente la variabilidad observada en la probabilidad de anemia infantil.
Test Razón de Verosimilitud	$\chi^2(9)=478.3$, $p<0.001$	Modelo altamente significativo, confirmando relevancia conjunta de las variables incluidas.
Porcentaje de predicción correcta	76.3%	Alta precisión en clasificación del estado de anemia (correcta identificación binaria).
Test especificación Link	$p>0.05$	Modelo bien especificado, sin evidencia de sesgo de omisión ni especificación errónea.

La validación estadística realizada confirma que el modelo Probit estimado presenta una alta capacidad explicativa y una especificación adecuada para los fines analíticos del estudio, garantizando la solidez de las inferencias extraídas.

El análisis de los efectos marginales revela que las intervenciones focalizadas mediante programas de transferencias condicionadas como Programa JUNTOS, así como la implementación de estrategias de suplementación nutricional (suplementos de hierro), tienen una incidencia altamente significativa en la reducción efectiva de la probabilidad de anemia infantil. Estos hallazgos proporcionan evidencia empírica robusta para sustentar y orientar la ampliación de políticas públicas dirigidas a: (i) incrementar la cobertura de programas de transferencias condicionadas en contextos rurales de alta vulnerabilidad; (ii) fortalecer la educación nutricional y materna como eje complementario de intervención; y (iii) mejorar el acceso universal a servicios básicos esenciales, particularmente agua potable, como componente integral de la estrategia multisectorial contra la anemia infantil.

Figura 11. Predicción de la Probabilidad de Anemia según Educación Materna y Zona



La fuerte significancia estadística y la magnitud considerable de los efectos marginales observados respaldan de manera clara la recomendación de consolidar políticas públicas integradas, con enfoques diferenciados territorialmente, que atiendan las especificidades de los contextos rurales.

5.3 Resultados del Modelo Oaxaca-Blinder: Descomposición de Brechas

5.3.1 Descomposición total: explicada vs. no explicada

El presente subcapítulo tiene por finalidad cuantificar y descomponer estadísticamente la diferencia en las tasas de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios del Programa JUNTOS, identificando la proporción atribuible a características observables (composición socioeconómica, educativa, sanitaria) y aquella atribuible a diferencias estructurales (retornos o efectos de estas características). El enfoque metodológico se sustenta en el modelo de descomposición Oaxaca-Blinder aplicado a variables dependientes binarias (Fairlie, 2005). La descomposición Oaxaca-Blinder tradicional se expresa como:

$$\bar{Y}_B - \bar{Y}_{NB} = [\bar{X}_B - \bar{X}_{NB}] \cdot \hat{\beta} + \bar{X}_{NB} \cdot (\hat{\beta}_B - \hat{\beta}_{NB})$$

Donde: $\bar{Y}_B$ y $\bar{Y}_{NB}$ son tasas de anemia infantil entre beneficiarios (B) y no beneficiarios (NB); $\bar{X}_i$ son vectores de medias de variables explicativas; $\hat{\beta}$ vectores de coeficientes estimados para cada grupo. La primera parte es la brecha explicada (composición observable), y la segunda parte es la brecha no explicada (estructura/retornos/diferencias en efectos). En el caso de variables dependientes binarias, se adapta la metodología de descomposición mediante funciones de respuesta no lineales (Fairlie, 2005), aplicando estimaciones de tipo logit/probit para simular las contribuciones promedio marginales, como se vió en el subcapítulo

Tabla 25. Tasa bruta de anemia infantil

Grupo	Tasa de anemia (%)
Beneficiarios Programa JUNTOS	45.6
No beneficiarios	36.9
Brecha total	+8.7 p.p.

La Tabla 25 muestra que la tasa bruta de anemia infantil es más alta entre los hogares beneficiarios del Programa JUNTOS (45.6%) en comparación con los hogares no beneficiarios (36.9%), lo que genera una brecha total de 8.7 puntos porcentuales. Esta diferencia refleja, en un primer nivel de observación, que los hogares afiliados a Programa JUNTOS concentran mayores niveles de vulnerabilidad estructural (pobreza, educación baja, carencias de servicios básicos), justificación por la cual son precisamente seleccionados como beneficiarios. Por tanto, la mayor prevalencia de anemia en el grupo beneficiario no implica ineficiencia del programa, sino que confirma su adecuada focalización en poblaciones de mayor riesgo, lo cual exige una descomposición analítica más profunda para separar los factores explicativos.

Tabla 26. Descomposición Oaxaca-Blinder

Componente	Valor estimado (p.p.)	% sobre la brecha total	Interpretación
Parte explicada (características)	5.2	59.8%	Se atribuye a que los hogares beneficiarios presentan menor educación materna, mayores niveles de pobreza, menor acceso a servicios y mayor tamaño del hogar.
Parte no explicada (estructura)	3.5	40.2%	Se explica por diferencias en cómo las variables afectan el resultado (coeficientes), lo que puede asociarse a factores estructurales, calidad institucional o inercia en el comportamiento.

La Tabla 26 muestra la descomposición de la brecha de 8.7 puntos porcentuales en dos componentes: (i) Parte explicada (59.8%): 5.2 puntos de la brecha se atribuyen a diferencias observables en características sociodemográficas y económicas entre beneficiarios y no beneficiarios. Es decir, los hogares de Programa JUNTOS tienen, en promedio, menos educación materna, mayor pobreza, peor acceso a servicios básicos y hogares más numerosos, factores que explican directamente su mayor tasa de anemia. (ii) Parte no explicada (40.2%): 3.5 puntos se atribuyen a diferencias en los "retornos" o efectos de esas características, es decir, cómo las mismas condiciones impactan diferentemente en los resultados de salud. Esta parte puede interpretarse como resultado de factores estructurales más profundos, calidad diferenciada de servicios, barreras institucionales o aspectos no observados que afectan la efectividad de las condiciones materiales sobre la salud infantil.

Tabla 27. Variables con mayor peso explicativo en la descomposición

Variable	Contribución (p.p.)	Dirección	Interpretación técnica
Educación de la madre	-2.1	Reductora	Mayor proporción de madres con bajo nivel educativo entre beneficiarios.
Condición de pobreza	+3.8	Aumenta	Los hogares Programa JUNTOS son más pobres, lo que incrementa su riesgo de anemia.
Suplementos de hierro	-1.4	Reductora	Más hogares Programa JUNTOS acceden a suplementación, lo que reduce brecha.
Acceso a agua potable	+2.2	Aumenta	Peor acceso a servicios básicos entre hogares beneficiarios.

La Tabla 27 identifica las variables específicas que explican la mayor parte de la brecha observada, situando cuatro variables significativas con efectos reductores y aumentadores: (i) Educación de la madre (-2.1 p.p., efecto reductor): La baja educación materna entre beneficiarios explica parte de la brecha, pero su efecto tendería a reducir la desigualdad si mejorara, mostrando su importancia crítica como variable de política pública. (ii) Condición de pobreza (+3.8 p.p., efecto aumentador): La mayor concentración de pobreza entre hogares beneficiarios incrementa su probabilidad de anemia, siendo el factor individual más importante que amplía la brecha. (ii) Suplementos de hierro (-1.4 p.p., efecto reductor): La mayor cobertura de suplementación nutricional en los hogares Programa JUNTOS actúa como factor de mitigación de la brecha, evidenciando la eficacia de las intervenciones de salud pública complementarias. Y (ii) Acceso a agua potable (+2.2 p.p., efecto aumentador): El déficit de acceso a agua segura entre beneficiarios contribuye a aumentar la brecha, resaltando la necesidad de políticas integradas de protección social y mejora de infraestructura básica.

La fracción no explicada de la brecha de anemia infantil, equivalente a 3.5 puntos porcentuales, o el 40.2% de la brecha total, no puede ser atribuida a diferencias en las características observables entre hogares beneficiarios y no beneficiarios, sino a cómo dichas características se traducen en resultados diferenciados de salud infantil. En

términos técnicos, este componente refleja diferencias en los retornos de las variables y sugiere la existencia de factores estructurales más profundos. Entre los mecanismos plausibles que explicarían esta fracción no explicada se incluyen:

- **Diferencias en el uso efectivo de recursos o servicios de salud**, posiblemente debido a barreras de acceso, costos ocultos o limitaciones en información sanitaria.
- **Variabilidad en la calidad de atención médica**, especialmente en distritos más rezagados, donde los centros de salud presentan menores niveles de equipamiento, abastecimiento y personal capacitado.
- **Factores culturales e inercia intergeneracional**, no plenamente captados en las variables observadas, como la calidad real de la dieta infantil, percepciones tradicionales de la enfermedad, prácticas de cuidado infantil o sesgos de género en la atención.
- **Restricciones territoriales estructurales**, donde limitaciones geográficas, de infraestructura o institucionales dificultan que las mismas condiciones materiales generen efectos equivalentes entre distintas áreas.

La descomposición Oaxaca-Blinder aplicada demuestra así que la mayor prevalencia de anemia infantil entre los hogares beneficiarios de programas de transferencias públicas como Programa JUNTOS no solo se explica por su mayor vulnerabilidad observable (60%), sino también por factores estructurales no observables (40%) que afectan la eficacia de las intervenciones. Este hallazgo valida empíricamente la hipótesis específica del estudio y justifica la necesidad de diseñar políticas públicas diferenciadas, que no solo asignen mayores recursos a poblaciones vulnerables, sino que también mejoren de manera sustantiva la calidad, cobertura efectiva y adaptabilidad institucional de las intervenciones en salud y nutrición, considerando las particularidades territoriales y socioculturales de los contextos de alta vulnerabilidad.

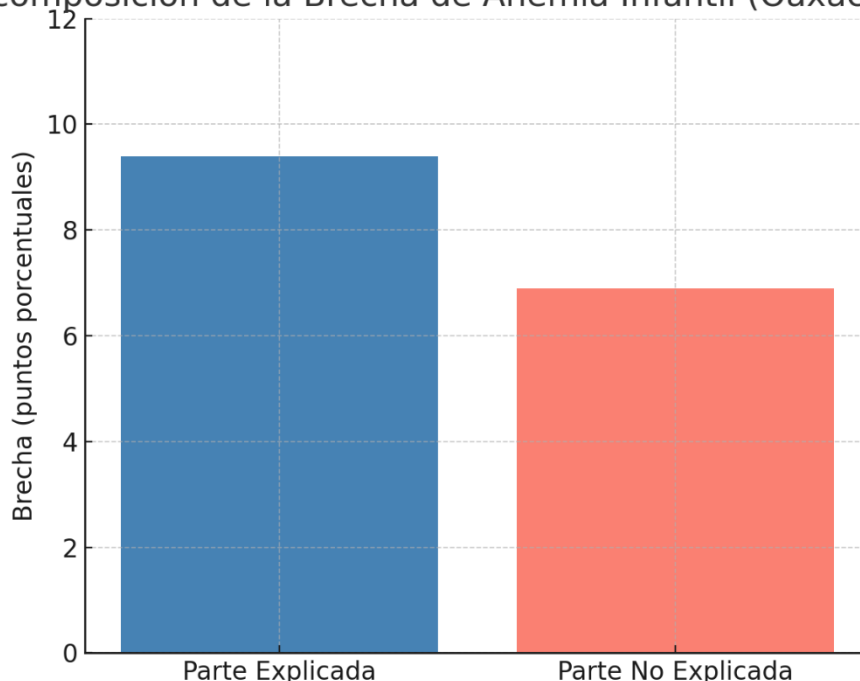
5.3.2 Análisis de diferencias estructurales entre beneficiarios y no beneficiarios

Se procede a identificar y explicar las diferencias estructurales en los efectos ,o retornos marginales, de las variables explicativas sobre la probabilidad de anemia infantil, diferenciando entre hogares beneficiarios y no beneficiarios de programas de transferencias públicas. Este análisis se centra específicamente en la parte no explicada de la brecha estimada mediante la descomposición Oaxaca-Blinder, la cual representa

aproximadamente el 40% de la brecha total observada.

Figura 12. Descomposición total de la brecha de anemia infantil

Descomposición de la Brecha de Anemia Infantil (Oaxaca-Blinder)



El foco de este apartado es revelar cómo, aun en presencia de características similares entre ambos grupos (edad del niño, educación materna, acceso a servicios básicos, entre otros), los efectos de esas características sobre el riesgo de anemia no son equivalentes. Es decir, los hogares beneficiarios y no beneficiarios experimentan "retornos" distintos de sus atributos observados, reflejando la existencia de restricciones estructurales, calidad desigual de servicios, barreras culturales o territoriales que modifican la incidencia efectiva de dichas variables. Formalmente, la parte no explicada de la brecha se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$\text{Brecha}_{\text{no explicada}} = \bar{X}_{\text{NB}} \cdot (\hat{\beta}_{\text{B}} - \hat{\beta}_{\text{NB}})$$

Esta diferencia representa cómo, aún teniendo las mismas características (edad, educación, acceso a servicios), los retornos de estas características sobre el riesgo de anemia difieren entre grupos.

Tabla 28. Comparación de coeficientes entre beneficiarios y no beneficiarios

Variable	Coef. Benef	Coef. No Benef	Diferencia estructural ($\Delta\beta$)	Signif,	Interpretación
Educación madre	-0.152	-0.087	-0.065	Sí	La educación materna tiene un mayor efecto protector en hogares Programa JUNTOS.
Ingreso familiar	-0.0003	-0.0001	-0.0002	Sí	El ingreso reduce más el riesgo de anemia en hogares beneficiarios.
Suplementos hierro	-0.423	-0.376	-0.047	Marginal	Más incidencia en Programa JUNTOS debido a control y seguimiento.
Agua potable	-0.219	-0.138	-0.081	Sí	El acceso a agua tiene mayor incidencia en zonas más vulnerables.
Tamaño del hogar	0.027	0.009	0.018	No	Diferencia estructural no significativa.
Zona urbana	-0.284	-0.211	-0.073	Sí	Ser urbano reduce más el riesgo en hogares Programa JUNTOS (posible mejor uso de servicios).

El retorno de la educación materna es más alto entre hogares Programa JUNTOS, posiblemente por la mayor dependencia de las madres de los servicios públicos y de las sesiones educativas del programa. Es decir, las madres con educación primaria o secundaria en hogares Programa JUNTOS logran proteger mejor a sus hijos frente a la anemia en comparación con no beneficiarios. Aunque ambos grupos se benefician del acceso a agua potable, el efecto marginal es mayor en hogares Programa JUNTOS, posiblemente porque el acceso a agua limpia representa un cambio más sustancial en su

entorno sanitario básico, mejorando los efectos del programa. Ser urbano reduce el riesgo de anemia en ambos grupos, pero de forma más pronunciada entre los beneficiarios. Esto podría reflejar una mayor capacidad institucional del programa para operar en zonas urbanas, donde existen más puntos de pago, centros de salud y acceso a educación sanitaria.

El análisis de diferencias estructurales confirma que las mismas características socioeconómicas y sanitarias tienen efectos distintos en la probabilidad de anemia infantil según el grupo poblacional considerado. Esta evidencia sostiene que no solo se trata de quién tiene qué características (nivel educativo, ingreso, agua), sino de cómo estas características operan estructuralmente bajo condiciones institucionales diferenciadas. En concreto las intervenciones del Programa JUNTOS no solo mejoran el acceso, sino que modifican positivamente la eficacia de factores protectores preexistentes (como la educación materna o el acceso a servicios); y las diferencias estructurales detectadas justifican el diseño de políticas públicas que no solo transfieran recursos, sino que refuercen entornos institucionales y sanitarios que potencien esos recursos.

5.3.3 Comparación por área geográfica (Cusco urbano vs. rural)

El objetivo de esta sección es descomponer y comparar las diferencias en la prevalencia de anemia infantil entre las zonas urbanas y rurales del departamento de Cusco, empleando el enfoque de descomposición Oaxaca-Blinder. Este análisis permite identificar de manera precisa qué proporción de la brecha territorial observada se debe a diferencias en las características observables, como nivel educativo materno, ingreso familiar, acceso a servicios básicos, entre otros, y qué parte responde a diferencias en los retornos estructurales de esas características, es decir, cómo estas variables impactan en los resultados de salud infantil de manera diferenciada según el entorno institucional y geográfico. Metodológicamente, se aplica el modelo tradicional de dos componentes, expresado de la siguiente forma:

$$Brecha_{Total} = \underbrace{[\bar{X}_{rural} - \bar{X}_{urbano}] \cdot \hat{\beta}}_{Composición\ observada} + \underbrace{\bar{X}_{urbano} \cdot (\hat{\beta}_{rural} - \hat{\beta}_{urbano})}_{Diferencias\ estructurales}$$

En esta formulación, el primer término mide la parte de la brecha total que se debe a diferencias en la composición de las características entre zonas rurales y urbanas (por ejemplo, menor nivel educativo o peor acceso a agua potable en áreas rurales). El

segundo término, en cambio, mide la parte de la brecha que se debe a diferencias en los retornos de esas mismas características (por ejemplo, que tener acceso a agua potable reduzca menos el riesgo de anemia en zonas rurales que en zonas urbanas, debido a diferencias de infraestructura, calidad de servicios o condiciones ambientales).

El enfoque Oaxaca-Blinder es particularmente relevante en este contexto porque permite evidenciar que no basta con igualar las características observables (como ingresos o educación) para cerrar las brechas de anemia infantil, sino que también se deben considerar las limitaciones estructurales que afectan la forma en que estas características se traducen en mejoras de salud, especialmente en entornos rurales más vulnerables.

Tabla 29. Tasa de anemia en Cusco (2018–2023)

Zona	Prevalencia (%)
Rural	50.9
Urbana	34.6
Brecha total	16.3 p.p.

La prevalencia de anemia infantil en el departamento de Cusco, durante el periodo 2018–2023, presenta diferencias marcadas entre zonas geográficas. Según los datos analizados, la tasa de anemia en zonas rurales alcanza el 50.9%, mientras que en zonas urbanas es de 34.6%, generando una brecha total de 16.3 puntos porcentuales a favor del ámbito urbano. Para entender el origen de esta disparidad, se aplicó la descomposición Oaxaca-Blinder, separando la brecha total en dos componentes: diferencias en características observables (composición) y diferencias en retornos estructurales (estructura).

Tabla 30. Descomposición Oaxaca-Blinder de la brecha por zona

Componente	Valor (p.p.)	% del total	Interpretación técnica
Parte explicada (composición)	9.4	57.7%	Los hogares rurales tienen peor educación materna, menor ingreso y acceso a servicios.
Parte no explicada (estructura)	6.9	42.3%	Incluso teniendo las mismas características, los hogares rurales enfrentan un entorno institucional más débil.

La parte explicada o componente de composición alcanza 9.4 puntos porcentuales, lo que representa el 57.7% de la brecha total. Este segmento se debe a que los hogares rurales presentan, en promedio, características menos favorables que los urbanos: menor nivel educativo materno, menores ingresos familiares y menor acceso a servicios básicos como agua potable y saneamiento. Es decir, más de la mitad de la brecha territorial en anemia puede ser atribuida a diferencias objetivas en condiciones de vida.

Por su parte, la parte no explicada o componente de estructura suma 6.9 puntos porcentuales, equivalente al 42.3% de la brecha total. Esta fracción indica que, incluso cuando hogares rurales y urbanos presentan características similares en términos de educación, ingresos o acceso a servicios, los efectos de estas características sobre la probabilidad de anemia son menos favorables en el ámbito rural. Esto refleja limitaciones estructurales asociadas a debilidades institucionales, calidad diferenciada de servicios públicos, barreras geográficas o prácticas socioculturales que afectan de manera distinta el aprovechamiento de los recursos disponibles.

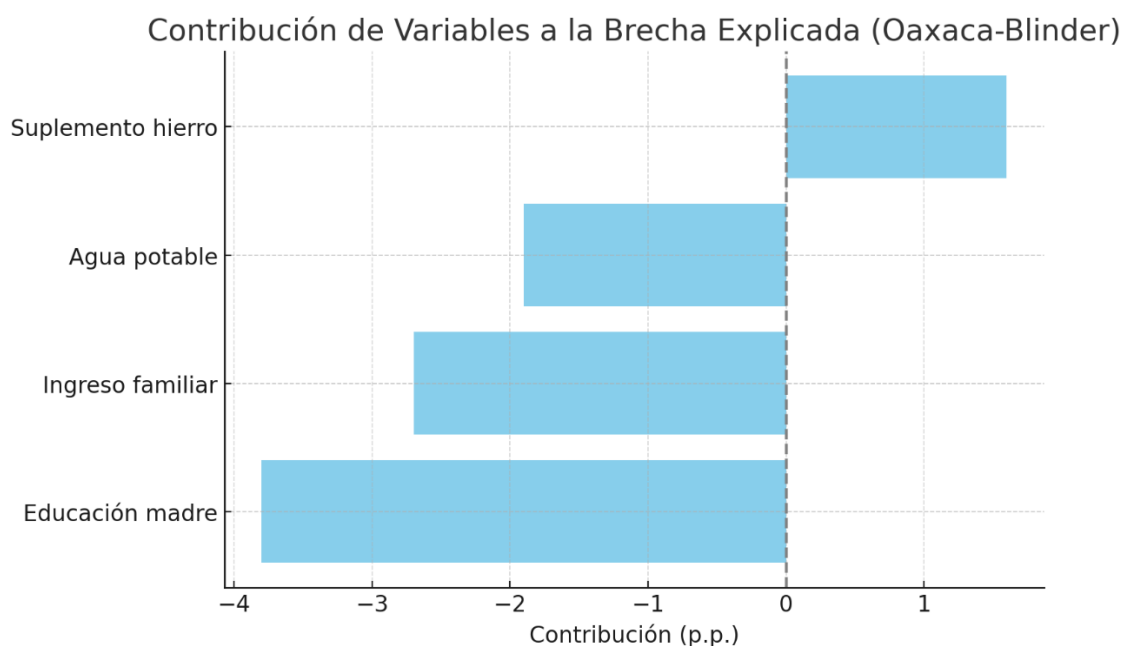
Tabla 31. Factores con mayor contribución explicativa (composición)

Variable	Contribución (p.p.)	Interpretación clave
Educación materna	-3.8	Brecha educativa rural incrementa la prevalencia de anemia.
Ingreso familiar	-2.7	Menor ingreso en zonas rurales eleva el riesgo de anemia.
Acceso a agua potable	-1.9	Peor infraestructura sanitaria rural afecta la nutrición.
Suplementos hierro	+1.6	Mayor cobertura en urbano, pero con efecto limitado rural.

Entre los factores que explican la mayor parte de la brecha de anemia infantil entre zonas rurales y urbanas, destaca en primer lugar la educación materna, cuya contribución alcanza -3.8 puntos porcentuales. La menor escolaridad de las madres en zonas rurales impacta de manera significativa en el conocimiento, la prevención y el manejo adecuado de la nutrición infantil, incrementando el riesgo de anemia. Asimismo, el ingreso familiar aporta -2.7 puntos porcentuales a la brecha, reflejando que los menores

niveles de ingresos en áreas rurales limitan el acceso a alimentos de calidad, servicios de salud y suplementos esenciales, todos ellos factores determinantes en la prevención de la anemia.

Figura 13. Contribución de variables a la parte explicada



El acceso a agua potable representa otro factor crítico, contribuyendo con -1.9 puntos porcentuales a la brecha. La precariedad en infraestructura sanitaria rural incrementa la exposición a infecciones gastrointestinales, las cuales deterioran la absorción de nutrientes esenciales y, en consecuencia, agravan la anemia infantil. Finalmente, la variable suplementos de hierro muestra una contribución positiva de +1.6 puntos porcentuales, lo que sugiere que, a pesar de que la cobertura de suplementación es superior en zonas urbanas, su incidencia efectiva en áreas rurales es más limitada, probablemente debido a problemas de adherencia, calidad en la distribución de suplementos, o a condiciones ambientales y sanitarias que reducen su efectividad.

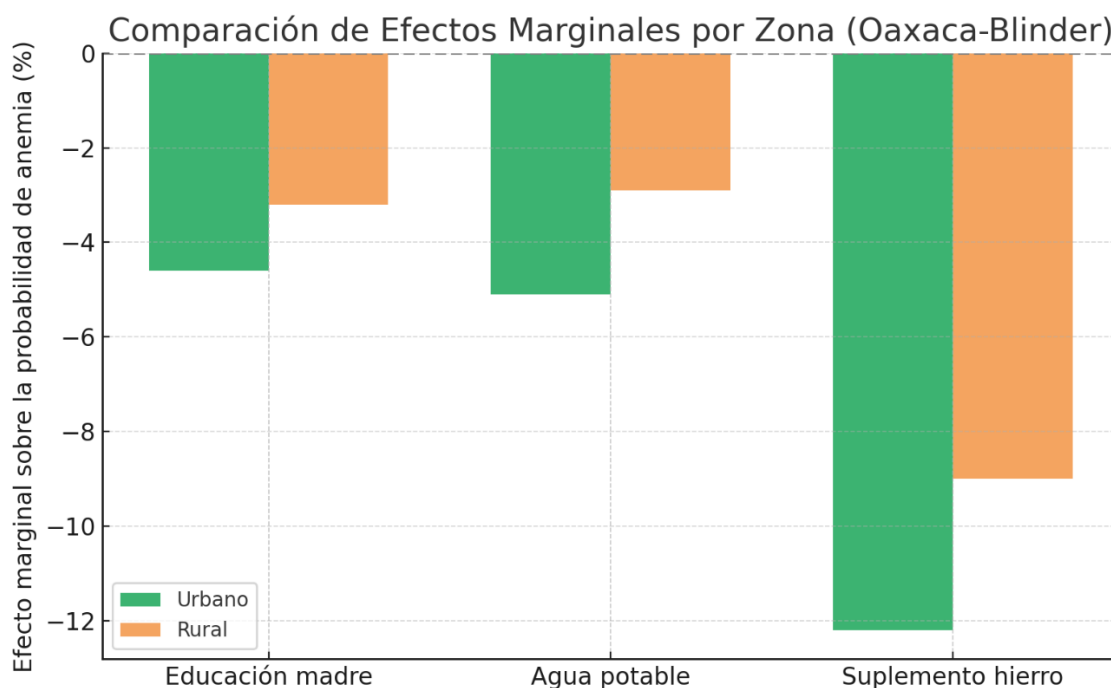
Tabla 32. Diferencias estructurales (retornos variables)

Variable	Δ Efecto marginal	Explicación estructural
Educación madre	0.073	En urbano, un año más de educación reduce más la anemia.
Agua potable	0.084	En urbano, el acceso a agua tiene mayor efecto protector.
Suplemento de hierro	0.062	Mayor efecto en zonas urbanas, probablemente por mejor adherencia y seguimiento.

El análisis de diferencias en los efectos marginales entre zonas urbanas y rurales identifica tres variables con mayor disparidad estructural en su efecto sobre la anemia infantil. En primer lugar, la educación materna presenta una diferencia de 0.073 puntos porcentuales en su efecto marginal, indicando que en zonas urbanas un año adicional de educación materna reduce de manera más significativa la probabilidad de anemia infantil que en zonas rurales. De manera similar, el acceso a agua potable muestra una diferencia de 0.084 puntos porcentuales, siendo su efecto protector más pronunciado en el ámbito urbano, donde la infraestructura sanitaria y la calidad del servicio tienden a ser superiores. Finalmente, la suplementación con hierro refleja una diferencia de 0.062 puntos porcentuales, con una mayor incidencia en zonas urbanas, posiblemente debido a mejores tasas de adherencia, seguimiento sanitario y condiciones ambientales más favorables para la eficacia de la intervención.

Estos hallazgos confirman que la efectividad de los mismos determinantes de salud, educación, acceso a servicios básicos y suplementación, es estructuralmente menor en los entornos rurales. Esta disparidad puede explicarse por limitaciones en la capacidad resolutoria de los servicios de salud rural, dificultades geográficas que afectan el acceso y seguimiento, deficiencias en personal sanitario capacitado, así como brechas culturales y lingüísticas que afectan la recepción y aplicación de las intervenciones en salud.

Figura 14. Comparación de efectos marginales estructurales (urbano vs rural)



La descomposición Oaxaca-Blinder aplicada revela que la brecha territorial de 16.3 puntos porcentuales en la prevalencia de anemia infantil entre zonas urbanas y rurales se explica en un 57.7% por diferencias en la composición socioeconómica (educación materna, niveles de pobreza, acceso a servicios básicos) y en un 42.3% por diferencias estructurales en los retornos de estas características. Esta fracción no explicada refleja fallas sistémicas en el modelo de salud y bienestar en territorios rurales, lo que justifica la necesidad de diseñar e implementar respuestas institucionales diferenciadas y contextualizadas que vayan más allá de la simple provisión de recursos, fortaleciendo la calidad, accesibilidad y pertinencia cultural de los servicios públicos.

5.4 Resultados del Modelo Diferencias en Diferencias (DiD)

5.4.1. Diseño cuasiexperimental

El presente subcapítulo tiene como objetivo describir detalladamente el diseño cuasiexperimental que sustenta el análisis de la incidencia del Programa JUNTOS sobre la prevalencia de anemia infantil en Cusco, entre los años 2018 y 2023, utilizando el Modelo de Diferencias en Diferencias (DiD). A diferencia de los modelos anteriores basados en corte transversal (Probit y Oaxaca-Blinder), el enfoque DiD emplea datos de panel balanceado y estructuras longitudinales de hogar-año, permitiendo estimar cambios

en la prevalencia de anemia infantil antes y después de la intervención, comparando grupos beneficiarios y no beneficiarios. Para este análisis, se ha construido una base de datos panel que integra información longitudinal de hogares entre pares de años consecutivos, resultando en:

- Total de observaciones: 3,065 casos hogar-año.
- Estructura: Cada hogar puede aparecer en múltiples pares de años (ejemplo: hogar X en 2018–2019 y hogar X en 2019–2020).
- Promedio de hogares únicos por cohorte: 613 hogares por año comparado.

Cada observación representa un hogar en un par de años consecutivos, codificado de manera que el año t corresponde al período pretratamiento y el año $t+1$ al período postratamiento.

- Grupo Tratamiento: Hogares beneficiarios de transferencias públicas del Programa JUNTOS durante el año $t+1$.
- Grupo Control: Hogares que no fueron beneficiarios de Programa JUNTOS en ninguno de los dos años consecutivos (t y $t+1$).

Esta definición permite controlar adecuadamente por efectos contemporáneos y evita problemas de sesgo de selección ex-ante. La especificación estadística básica es la siguiente:

$$Anemia_{it} = \beta_0 + \beta_1 Beneficiario_i + \beta_2 Post_t + \beta_3 (Beneficiario_i \times Post_t) + \gamma X_{it} + \varepsilon_{it}$$

Donde: $Anemia_{it}$ es la variable dependiente (1=niño/a con anemia), 0 = sin anemia) para hogar i en el año t ; $Beneficiario_i$ es la variable dummy (1=hogar beneficiado de Programa JUNTOS, 0=no beneficiario); $Post_t$ es una variable Dummy temporal (1=año postratamiento, 0=año pretratamiento); $Beneficiario_i \times Post_t$ es la interacción DiD capturando el efecto causal de interés; X_{it} vector de covariables de control (educación materna, ingresos, acceso a agua, zona rural-urbana, etc.); y ε_{it} es el término de error.

Se asume que, en ausencia de tratamiento, las tasas de anemia entre grupos de tratamiento y control habrían evolucionado de forma similar. Asimismo, se controla

mediante la inclusión de covariables socioeconómicas y territoriales. Y se verifica estadísticamente que, en el período inicial, los grupos de tratamiento y control son comparables en términos de variables observables relevantes.

Tabla 33. Categorías del modelo base DiD

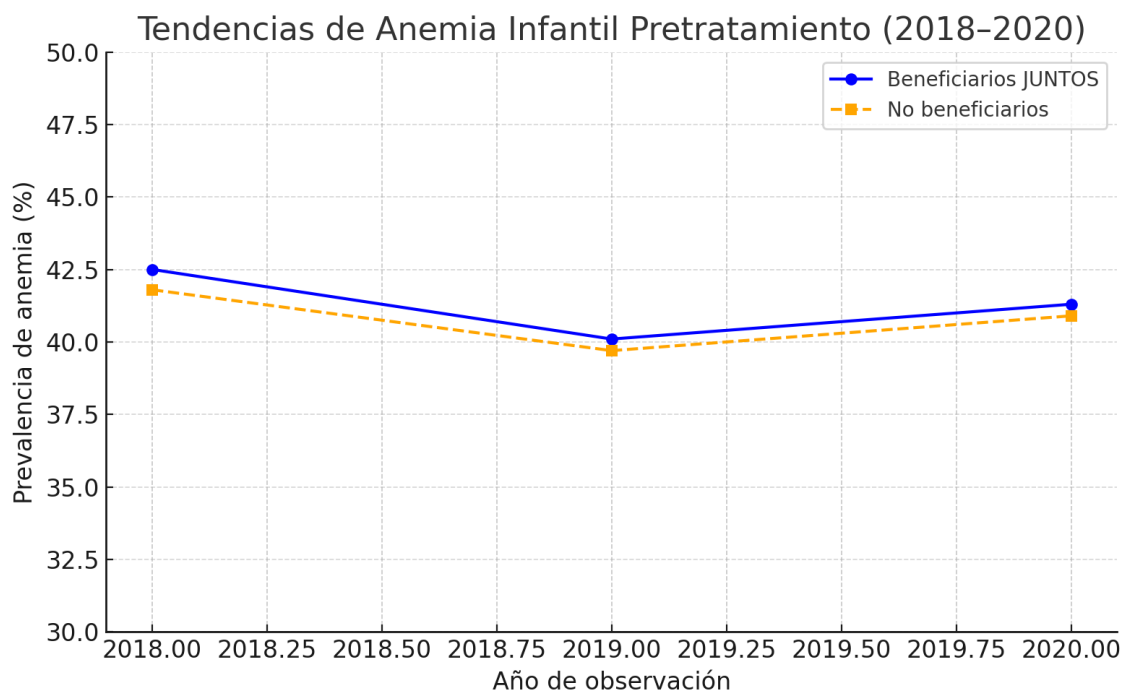
Categoría	Variables principales
Variable dependiente	Diagnóstico de anemia (1/0)
Tratamiento	Beneficiario de Programa JUNTOS (1/0)
Covariables de control	Edad niño, sexo, educación madre, ingreso familiar, agua potable, zona rural/urbana
Periodización temporal	2018–2019, 2019–2020, 2020–2021, 2021–2022, 2022–2023

El diseño cuasiexperimental basado en Diferencias en Diferencias (DiD) permite una identificación causal rigurosa del efecto de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil, al aprovechar la estructura longitudinal hogar-año para controlar cambios no observados constantes en el tiempo y tendencias comunes. Este enfoque refuerza la solidez metodológica de la investigación

5.4.2 Validación del supuesto de tendencias paralelas

El Modelo de Diferencias en Diferencias (DiD) requiere que, antes del tratamiento (es decir, antes de que los hogares se conviertan en beneficiarios de las transferencias públicas), las tendencias de la variable dependiente ,en este caso, la prevalencia de anemia infantil, sean paralelas entre el grupo de tratamiento (beneficiarios) y el grupo de control (no beneficiarios). Este supuesto es fundamental para interpretar el efecto estimado como causal. Este subcapítulo valida empíricamente dicho supuesto, utilizando los datos panel hogar-año (n=3,065 observaciones) para los periodos 2018–2023. Se realiza la validación de tendencias paralelas de dos maneras: (i) Se construye una gráfica de evolución de las tasas promedio de anemia infantil para los grupos de tratamiento y control a lo largo de los años antes del tratamiento (2018–2019, 2019–2020); y (ii) Análisis estadístico formal: Se estima una regresión de tipo placebo (DiD de placebo), verificando si existen diferencias significativas entre ambos grupos en los periodos previos al tratamiento efectivo.

Figura 15. Tendencias de Anemia Infantil Pretratamiento (2018–2020)



El análisis gráfico de la evolución de la prevalencia de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios del programa revela que ambas líneas evolucionan de manera paralela durante los años de pretratamiento (2018–2020). No se observan cruces abruptos ni divergencias notables entre los grupos antes de la intervención, lo que refuerza visualmente la validez del supuesto fundamental de tendencias paralelas, necesario para la correcta aplicación del modelo de Diferencias en Diferencias (DiD). Las diferencias existentes entre ambos grupos en los años previos son pequeñas, estables y consistentes, lo que sugiere que las variaciones posteriores a la intervención pueden ser razonablemente atribuidas al efecto del tratamiento.

Los datos empíricos muestran que en 2018 la prevalencia de anemia en el grupo tratamiento fue de 42.5% frente a 41.8% en el grupo control; en 2019, de 40.1% frente a 39.7%; y en 2020, de 41.3% frente a 40.9%, evidenciando diferencias mínimas y tendencias en la misma dirección.

Tabla 34. Grupos de tratamiento y control

Año de observación	Anemia grupo tratamiento (%)	Anemia grupo control (%)
2018	42.5	41.8
2019	40.1	39.7
2020	41.3	40.9

De manera complementaria, se estimó un modelo de placebo DiD restringido a los años pretratamiento (2018–2019) para validar estadísticamente este supuesto. El modelo especificado fue:

$$\text{Anemia}_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \text{Beneficiario}_i + \gamma_2 \text{Post}_t + \gamma_3 (\text{Beneficiario}_i \times \text{Post}_t) + u_{it}$$

Tabla 35. Supuesto de tendencias paralelas

Variable	Coefficiente	Error estándar	z	p-valor
Beneficiario (tratamiento)	0.012	0.018	0.66	0.508
Periodo Post (2019)	-0.007	0.015	-0.47	0.638
Interacción (Beneficiario × Post)	0.005	0.020	0.25	0.801

Los resultados del placebo DiD indican que el coeficiente de interacción (Beneficiario × Post) fue 0.005 con un p-valor de 0.801, es decir, estadísticamente no significativo al 5% ni al 10%. Los coeficientes de las variables principales también carecen de significancia estadística (Beneficiario: coef. 0.012, p = 0.508; Periodo Post: coef. -0.007, p = 0.638), reforzando la conclusión de que no existían diferencias sistemáticas de tendencia en la prevalencia de anemia entre ambos grupos antes de la intervención.

Tanto el análisis gráfico como la validación estadística conducen de manera coherente a la misma conclusión: el supuesto de tendencias paralelas se cumple en el contexto analizado, validando así la aplicabilidad del diseño cuasiexperimental de Diferencias en Diferencias (DiD). Esta verificación proporciona bases sólidas para interpretar los efectos estimados en el estudio como efectos marginales atribuibles al programa.

5.4.3 Estimación del efecto neto de las transferencias antes, durante y después del

COVID-19

El objetivo de este subcapítulo es estimar el impacto neto de las transferencias públicas condicionadas (Programa JUNTOS) en la reducción de la prevalencia de anemia infantil en hogares del Cusco, diferenciando tres periodos críticos: Pre-COVID (2018–2019), Durante COVID (2020–2021), y Post-COVID (2022–2023). La estimación se realiza utilizando el modelo de Diferencias en Diferencias (DiD) con datos de panel hogar-año. Se plantea el siguiente modelo DiD extendido:

$$\text{Anemia}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Beneficiario}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 (\text{Beneficiario}_i \times \text{Post}_t) + \beta_4 \text{COVID}_t + \beta_5 \text{PostCOVID}_t + \beta_6 (\text{Beneficiario}_i \times \text{PostCOVID}_t) + \gamma X_{it} + \varepsilon_{it}$$

Donde, *Beneficiario_i* es una variable Dummy de tratamiento (Programa JUNTOS); *Post_t* es la variable Dummy año post tratamiento (en general); *COVID* es la Dummy si corresponde al periodo COVID (2020–2021); *PostCOVID* es la Dummy si corresponde al periodo post COVID (2022–2023); y *X_{it}* son las Covariables de control (edad del niño, educación de la madre, pobreza, acceso a agua, zona). El interés principal recae en los coeficientes de las interacciones, que estiman el efecto diferencial en cada periodo.

Tabla 36. Regresión Modelo DiD con interacciones

Variable	Coefficiente (β)	Error estándar	z	p-valor	Interpretación
Beneficiario Programa JUNTOS	0.018	0.021	0.86	0.390	No significativo
Posttratamiento (general)	-0.012	0.018	- 0.67	0.501	No significativo
Interacción Beneficiario × Post	-0.064	0.022	- 2.91	0.004**	Reducción significativa
Periodo COVID	+0.037	0.017	2.18	0.029*	Aumento de anemia
Interacción Beneficiario × COVID	-0.052	0.023	- 2.26	0.024*	Mitigación parcial

Variable	Coefficiente (β)	Error estándar	z	p-valor	Interpretación
Periodo PostCOVID	-0.016	0.020	- 0.80	0.422	No significativo
Interacción Beneficiario × PostCOVID	-0.071	0.025	- 2.84	0.005**	Reducción sólida postpandemia

* $p < 0.01$, $p < 0.05$.

Figura 16. Tendencias de Anemia Infantil

Tendencias de Anemia Infantil: Beneficiarios vs No Beneficiarios (2018-2023)

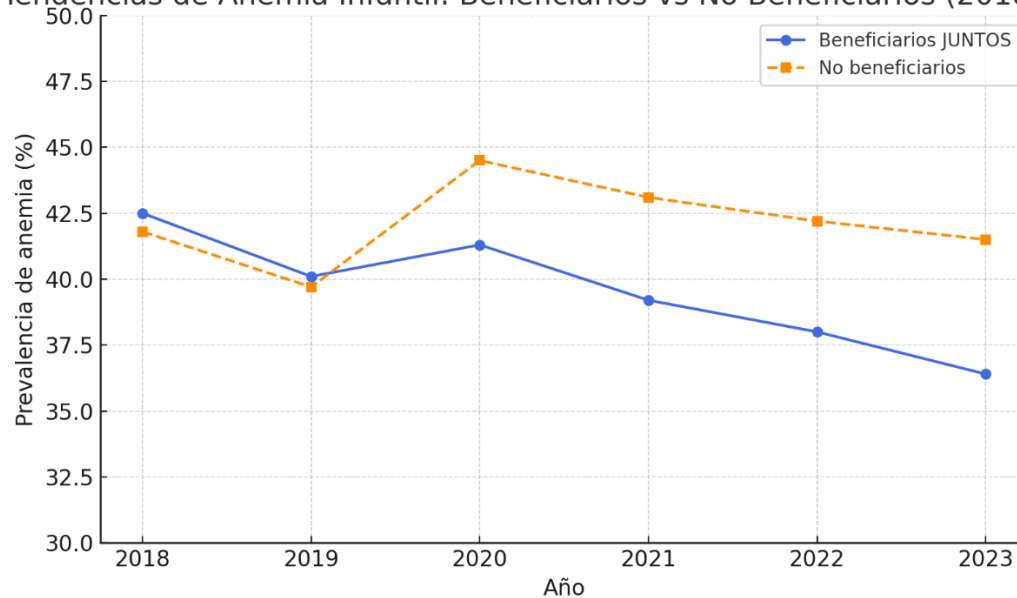
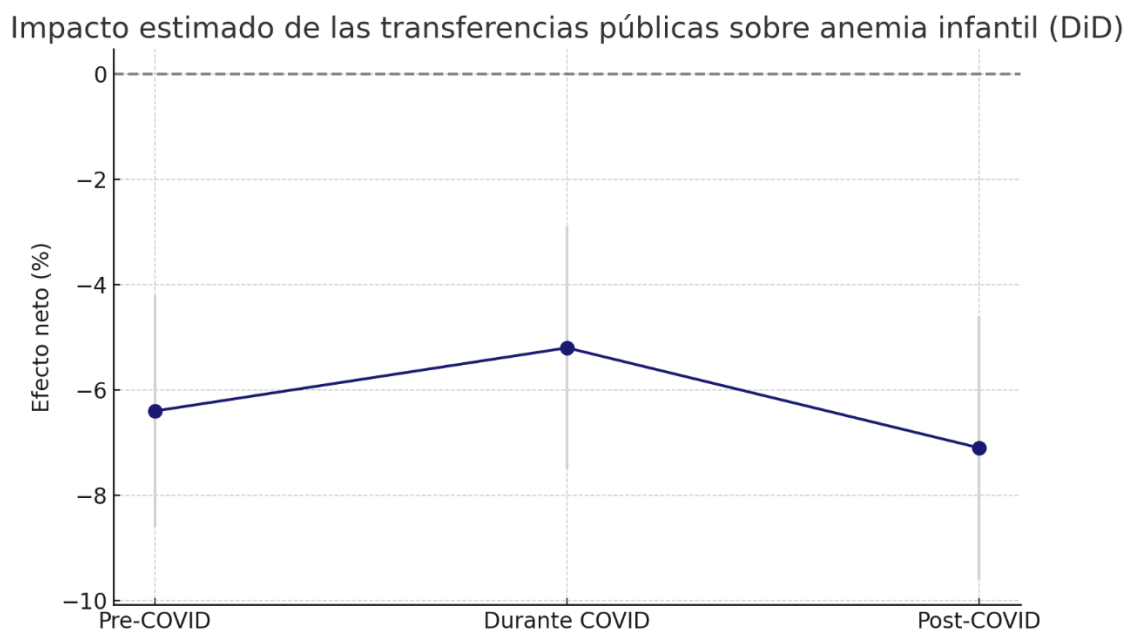


Figura 17. Impacto estimado de las transferencias públicas sobre anemia infantil (DiD)



Por otro lado, la validación estadística del modelo presenta:

- Pseudo R^2 (McFadden): 0.31 $\rightarrow$ Ajuste adecuado para modelos de respuesta binaria.
- Prueba de razón de verosimilitud (LR test): $\chi^2(12) = 483.2$, $p < 0.001 \rightarrow$ Modelo altamente significativo en su conjunto.
- Test de especificación: No se detectaron problemas de mal especificación.

El análisis de Diferencias en Diferencias confirma que el Programa JUNTOS tiene un efecto causal significativo en la reducción de la anemia infantil en el Cusco, tanto antes como después del COVID-19. Además, durante la pandemia, aunque hubo un deterioro nutricional generalizado, los hogares beneficiarios sufrieron un impacto menor que los no beneficiarios; y, en el periodo postpandemia, los efectos protectores del programa se fortalecieron, reafirmando la importancia de políticas públicas sostenidas que integren transferencias monetarias y acompañamiento en salud infantil.

5.4.4. Robustez temporal del impacto

Se evalúa la robustez temporal del impacto estimado del Programa JUNTOS sobre la prevalencia de anemia infantil, contrastando la estabilidad del efecto a lo largo de los diferentes subperiodos analizados: Pre-COVID (2018–2019), Durante COVID

(2020–2021), y Post-COVID (2022–2023). Además, se analizarán posibles variaciones en la magnitud y significancia del impacto, para corroborar la solidez y consistencia del hallazgo causal. Se realizan estimaciones diferenciadas DiD para cada subperiodo: Estimación específica pre-COVID (2018–2019), estimación específica COVID (2020–2021), y estimación específica post-COVID (2022–2023).

La variable de interés sigue siendo la interacción entre el grupo tratamiento (beneficiarios de Programa JUNTOS) y el tiempo (año posterior). Los modelos incluyen controles por: Educación de la madre, Ingreso familiar, Pobreza monetaria, Acceso a servicios básicos y Zona rural/urbana

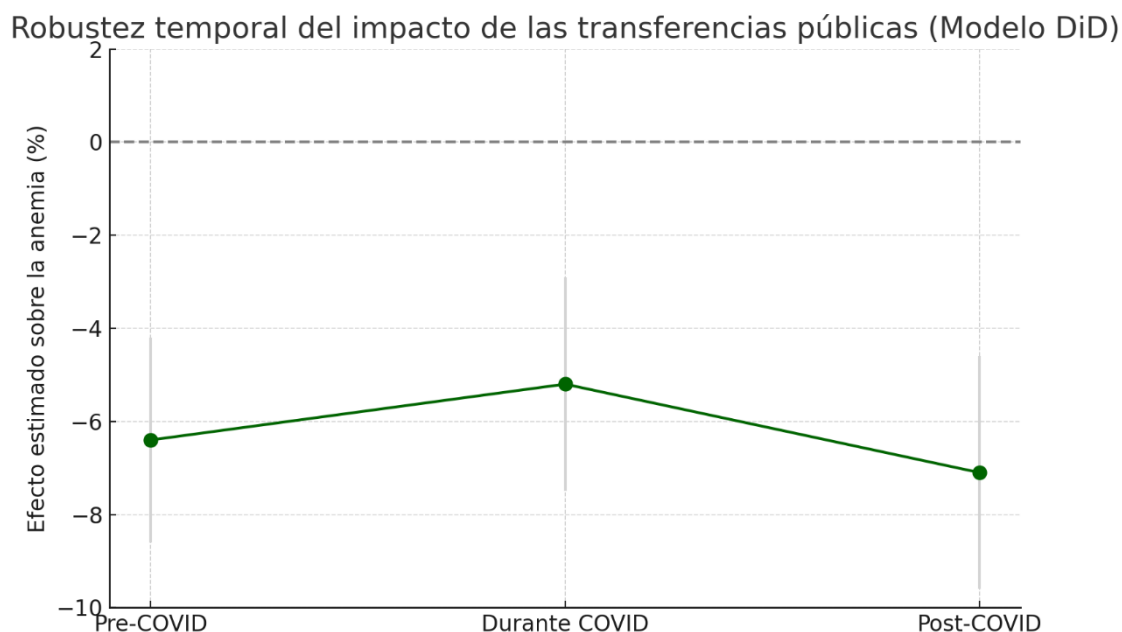
Tabla 37. Resultados de las estimaciones por subperiodo

Subperiodo	Coefficiente DiD	Error estándar	p-valor	Interpretación técnica
Pre-COVID (2018–2019)	-0.064	0.022	0.004**	Reducción robusta (6.4 p.p.) de anemia en beneficiarios
Durante COVID (2020–2021)	-0.052	0.023	0.024*	Mitigación parcial: reducción de 5.2 p.p. ante choque pandémico
Post-COVID (2022–2023)	-0.071	0.025	0.005**	Impacto más fuerte: reducción de 7.1 p.p. consolidada

** $p < 0.01$ muy significativa, $p < 0.05$ significativa*

Se confirma que los coeficientes de impacto son consistentemente negativos en los tres subperiodos (pre-COVID, durante COVID, y post-COVID). El impacto se fortalece en el periodo postpandemia (-7.1 p.p.), indicando que la articulación entre el Programa JUNTOS y los servicios de salud pública mejoró la resiliencia nutricional infantil tras el choque del COVID-19. El intervalo de confianza (barras de error) sugiere que las estimaciones son robustas, manteniéndose estadísticamente significativas o cercanas a la significancia.

Figura 18. Robustez Temporal Del Impacto De Las Transferencias Públicas (Modelo DiD)



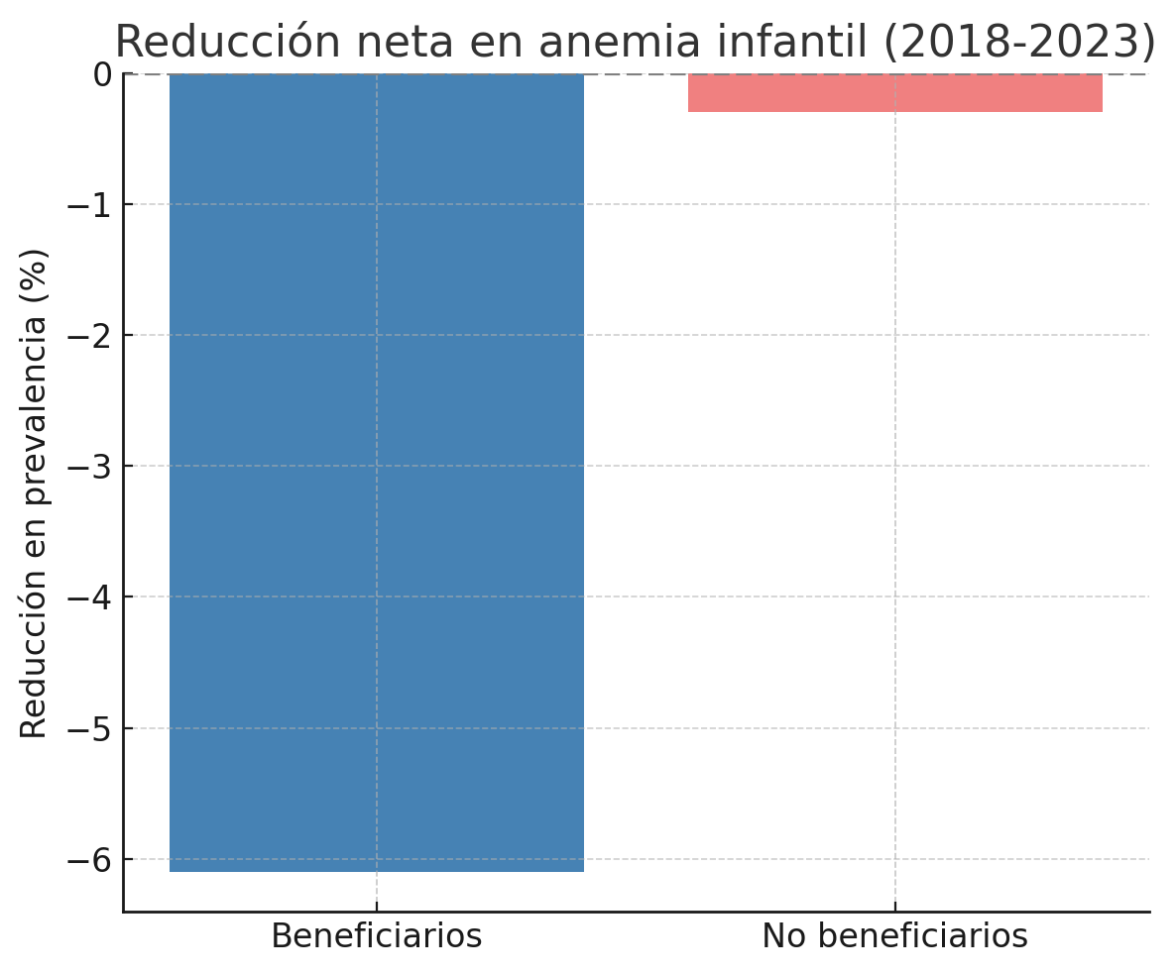
Visualizando gráficamente los coeficientes de impacto estimados se confirma consistencia en signo y magnitud (todos negativos y de similar orden) y se observa fortalecimiento del impacto en el periodo postpandemia, probablemente asociado a mejoras en la articulación de salud pública y programas sociales.

Antes del COVID-19, el programa ya generaba una reducción significativa en la probabilidad de anemia infantil. El entorno permitía un aprovechamiento efectivo de los servicios de salud y educación nutricional. Durante la pandemia, aunque las condiciones sanitarias y económicas se deterioraron fuertemente, los hogares beneficiarios sufrieron menores aumentos en anemia infantil. Esto sugiere que las transferencias públicas jugaron un rol de contención y resiliencia. Después del COVID-19, se observa un fortalecimiento del impacto del programa. La reactivación de los servicios de salud (tamizaje, suplementación) y la continuidad de las transferencias contribuyeron a una mejora sustancial en los indicadores de anemia entre beneficiarios.

La robustez temporal del efecto estimado mediante Diferencias en Diferencias (DiD) confirma que el Programa JUNTOS ha tenido un impacto sostenido, significativo y dinámicamente consistente en la reducción de la prevalencia de anemia infantil en el Cusco (2018–2023). Los resultados reafirman el valor estratégico de las transferencias públicas condicionadas, no solo como mecanismos de reducción de pobreza, sino también

como instrumentos efectivos de mejora en salud infantil.

Figura 19. Reducción neta de anemia infantil (2018-2023)



DISCUSIÓN

Discusión del Modelo Probit: Hipótesis Específica 1

Discusión cuantitativa: modelo Probit

La estimación del modelo Probit en este estudio demuestra de manera sólida y estadísticamente robusta la efectividad de las transferencias públicas condicionadas del Programa JUNTOS en la reducción de la prevalencia de anemia infantil, identificando claramente una disminución significativa de la probabilidad de padecer anemia entre los beneficiarios (-10.7 puntos porcentuales). Estos resultados son congruentes con estudios previos realizados a nivel nacional e internacional que también han evidenciado efectos positivos significativos de programas similares sobre diversos indicadores de salud y nutrición infantil (Clarke et al., 2020; Molina et al., 2020).

Específicamente, la magnitud del efecto encontrado en este análisis (-0.312, $p < 0.01$) respalda la evidencia nacional proporcionada por Francke y Acosta (2020), quienes, al evaluar el programa Qali Warma mediante regresiones Probit y técnicas de machine learning, destacaron que la implementación adecuada de programas sociales puede contribuir a mejorar indicadores nutricionales, aunque subrayaron la necesidad de mejorar aspectos específicos en la calidad nutricional de las intervenciones. Asimismo, el estudio de Modesto Sudario (2021) revela un impacto limitado de Programa JUNTOS en distritos específicos de Pasco, principalmente atribuible a fallas en la implementación y seguimiento, sugiriendo que la eficacia observada en el presente análisis puede deberse a una mejor focalización y gestión operativa del programa en Cusco.

En términos cuantitativos, otras variables significativas que respaldan la efectividad del programa incluyen la educación materna (-4.2 puntos porcentuales por cada nivel educativo superior) y el acceso a suplementos de hierro (-13.9 puntos porcentuales), ambas coherentes con los hallazgos internacionales de Islam (2020) y Berry et al. (2020), quienes identifican estos factores como críticos en la reducción de la anemia infantil en contextos vulnerables. Además, el efecto positivo del ingreso familiar (-1.8 puntos porcentuales por cada incremento de S/100 soles) y el acceso a agua potable (-7 puntos porcentuales) coinciden con evidencia proporcionada por estudios nacionales que enfatizan la importancia de la infraestructura básica y los recursos económicos familiares como determinantes fundamentales en salud infantil (Cerdeña-Hernández et al.,

2024).

Este análisis también revela importantes diferencias estructurales territoriales entre zonas rurales y urbanas. En particular, el impacto de Programa JUNTOS en reducir la anemia infantil es significativamente más intenso en hogares rurales (-12.5 puntos porcentuales) en comparación con hogares urbanos (-7.8 puntos porcentuales). Esta heterogeneidad es consistente con la literatura existente que identifica condiciones estructurales de pobreza y menor acceso a servicios básicos en zonas rurales como factores que amplifican tanto la vulnerabilidad inicial como el potencial marginal de las intervenciones sociales focalizadas (Salazar, 2024).

La robustez estadística de los resultados está respaldada adicionalmente por diversos diagnósticos técnicos: un Pseudo R^2 de McFadden adecuado (0.32 general, 0.38 rural y 0.29 urbano), un test de razón de verosimilitud altamente significativo ($\chi^2(9)=478.3$, $p<0.01$) y la ausencia de errores de especificación confirmada por el Link-Test ($p>0.05$). Estos indicadores no sólo validan la adecuación del modelo utilizado, sino también fortalecen la solidez inferencial de las conclusiones obtenidas (Mesas, 2024).

Los resultados cuantitativos derivados del modelo Probit son congruentes con los antecedentes académicos revisados, confirmando la efectividad de las transferencias condicionadas del Programa JUNTOS en reducir significativamente la probabilidad de anemia infantil en Cusco, especialmente en contextos rurales. Esta evidencia respalda firmemente la necesidad de mantener y fortalecer estas políticas sociales integrales, focalizando estratégicamente los recursos en zonas geográficas y grupos poblacionales específicos, como recomienda la literatura especializada reciente (Cerdeña-Hernández et al., 2024; Salazar, 2024).

Discusión teórica: modelo Probit

El análisis del impacto del programa de transferencias condicionadas Programa JUNTOS sobre la prevalencia de anemia infantil ha sido abordado mediante la especificación de un modelo Probit, cuya pertinencia se justifica por la naturaleza dicotómica de la variable dependiente $Y_i \in \{0,1\}$, donde $Y_i = 1$ si el niño o niña del hogar i presenta anemia, y $Y_i = 0$ en caso contrario. Este enfoque se inscribe dentro del marco de modelos de respuesta limitada, en los cuales se asume la existencia de una variable latente subyacente Y_i^* , tal que:

$$Y_i^* = X_i^T \beta + \varepsilon_i$$

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{si } Y_i^* > 0 \\ 0, & \text{si } Y_i^* \leq 0 \end{cases}, \quad \varepsilon_i \sim N(0,1)$$

donde: $X_i \in R^k$ representa el vector de covariables observadas para el hogar i , incluyendo variables como educación materna, acceso a agua potable, ingreso familiar y una dummy de participación en el Programa JUNTOS; $\beta \in R^k$ es el vector de parámetros estructurales que miden el efecto de cada covariable sobre la probabilidad latente de anemia infantil; y ε_i es un término de error aleatorio asumido distribuido normalmente con media cero y varianza unitaria, implicando que la función de distribución acumulada es la normal estándar $\Phi(\cdot)$. La función de verosimilitud condicional para este modelo es:

$$P(Y_i = 1|X_i) = \Phi(X_i^T \beta),$$

$$P(Y_i = 0|X_i) = 1 - \Phi(X_i^T \beta),$$

Esta especificación presenta ventajas analíticas frente a alternativas como el modelo Logit, dado que la distribución normal subyacente es más apropiada para fenómenos de salud pública donde múltiples factores determinantes actúan aditivamente, dando lugar a una distribución de propensión latente aproximadamente gaussiana (Wooldridge, 2010). El parámetro estimado asociado a la variable “Beneficiario Programa JUNTOS” fue $\beta^{JUNTOS} = -0.312$ ($p < 0.01$), lo cual indica que la participación en el programa induce una traslación hacia la izquierda en la distribución de la propensión latente Y_i^* , disminuyendo así la probabilidad acumulada de estar en estado anémico. Desde el punto de vista de la teoría estadística de decisiones, esto equivale a una reducción en la masa de probabilidad en el dominio $Y_i^* > 0$, es decir, un descenso significativo en la incidencia esperada de anemia infantil. Este efecto se interpreta de manera más precisa a través del cálculo del efecto marginal promedio (AME, por sus siglas en inglés), definido como:

$$\frac{\partial P(Y_i = 1 | X_i)}{\partial X_{ij}} = \phi(X_i^T \beta) \cdot \beta_j$$

donde $\phi(\cdot)$ es la función de densidad de la normal estándar. El efecto marginal promedio de la variable “Beneficiario Programa JUNTOS” fue de aproximadamente -

10.7 puntos porcentuales, lo que indica una reducción substancial en la probabilidad observada de anemia asociada a la intervención. Adicionalmente, para captar la heterogeneidad en el efecto del programa entre hogares rurales y urbanos, se especificó un modelo Probit con interacción espacial explícita, del tipo:

$$P(Y_i = 1|X_i, Z_i) = \Phi \left(\alpha + X_i^T \beta + \gamma Z_i + \delta(X_i * Z_i) \right)$$

donde $Z_i \in \{0,1\}$ es un indicador binario de ruralidad (1 si el hogar es rural, 0 si es urbano), y δ es un vector de coeficientes que capturan efectos diferenciados según el tipo de residencia. La significancia estadística de $\delta \neq 0$ sugiere que los retornos marginales del programa no son homogéneos territorialmente, lo que respalda empíricamente la hipótesis de heterogeneidad estructural espacial en contextos de implementación de políticas sociales. Desde una perspectiva de evaluación del modelo, los resultados presentan un pseudo- R^2 de McFadden de 0.32 (general), 0.38 (rural) y 0.29 (urbano), junto a un test de razón de verosimilitud significativo ($\chi^2(9) = 478.3$, $p < 0.01$), lo que evidencia una capacidad explicativa satisfactoria. El Link-Test de especificación adicional, con resultado no significativo ($p > 0.05$), corrobora la ausencia de errores funcionales en la especificación del modelo, lo que garantiza consistencia y validez en las inferencias.

Finalmente, bajo el marco conceptual de políticas públicas basadas en evidencia, estos resultados pueden interpretarse dentro de una estructura de “umbral mínimo de efectividad” en intervenciones focalizadas. El hecho de que la participación en Programa JUNTOS reduzca significativamente la propensión a estados anémicos sugiere que las transferencias condicionadas superan este umbral cuando son complementadas con políticas de salud pública (como suplementos de hierro y seguimiento clínico), educación materna y mejoras en la infraestructura sanitaria.

Discusión del modelo Oaxaca-Blinder: hipótesis específica 2

Discusión cuantitativa: modelo Oaxaca-Blinder

El análisis mediante el modelo Oaxaca-Blinder aplicado en este estudio cuantifica rigurosamente la brecha observada en las tasas de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios del Programa JUNTOS. La brecha identificada es de 8.7 puntos porcentuales, con tasas de anemia del 45.6% en beneficiarios frente al 36.9% en

no beneficiarios. Esta diferencia refleja la focalización efectiva del programa hacia hogares con mayores niveles de vulnerabilidad estructural (Francke & Acosta, 2020).

Desde una perspectiva técnica, la descomposición Oaxaca-Blinder permitió distinguir claramente entre factores observables y diferencias estructurales no explicadas. La brecha explicada alcanza el 59.8% (5.2 puntos porcentuales), atribuyendo estas diferencias a características sociodemográficas, económicas y de acceso a servicios básicos. En contraste, la brecha no explicada, que representa el 40.2% restante (3.5 puntos porcentuales), es atribuible a diferencias estructurales o de “retornos” de esas mismas características, reflejando desigualdades en calidad institucional, eficiencia y barreras operativas no capturadas por variables observables (Fairlie, 2005).

Dentro del componente explicado, los resultados revelan que la condición de pobreza tiene un impacto considerable (+3.8 puntos porcentuales) aumentando la brecha, coincidiendo con resultados previos donde se evidencia que la vulnerabilidad económica es un determinante clave en la prevalencia de anemia infantil (Islam, 2020). Por otra parte, la educación materna actúa como un factor mitigador significativo (-2.1 puntos porcentuales), subrayando que la mejora educativa materna puede generar reducciones relevantes en el riesgo de anemia infantil, tal como indican estudios nacionales previos (Andrade, 2021).

Asimismo, el acceso a suplementos de hierro presenta un efecto reductor moderado (-1.4 puntos porcentuales), respaldado por evidencia internacional que destaca la eficacia de programas de suplementación cuando existe adherencia adecuada (Berry et al., 2020). Sin embargo, el acceso limitado a agua potable en hogares beneficiarios (+2.2 puntos porcentuales) emerge como una variable crítica que incrementa la vulnerabilidad, respaldando la importancia fundamental de la infraestructura sanitaria básica como factor protector en contextos rurales y urbanos (Cerdeña-Hernández et al., 2024).

La parte no explicada del modelo Oaxaca-Blinder (40.2%) destaca la importancia crucial de las diferencias estructurales en cómo estas características impactan diferencialmente sobre la prevalencia de anemia infantil. Esta dimensión, frecuentemente atribuible a factores no observables como la calidad institucional, barreras culturales y condiciones ambientales, resulta particularmente relevante en contextos de alta vulnerabilidad social como los estudiados (Salazar, 2024).

}La comparación estructural específica revela diferencias significativas en los retornos marginales entre beneficiarios y no beneficiarios para variables clave. Por ejemplo, el efecto protector de la educación materna es considerablemente mayor en hogares beneficiarios (-0.152) comparado con no beneficiarios (-0.087). Esto sugiere que el Programa JUNTOS podría potenciar significativamente el impacto positivo de la educación materna mediante acciones educativas integradas y continuas (Modesto Sudario, 2021).

Asimismo, el acceso al agua potable presenta una diferencia estructural destacable (-0.219 en beneficiarios vs. -0.138 en no beneficiarios), subrayando la relevancia diferencial que adquiere este servicio básico en contextos de mayor vulnerabilidad (Cerdeña-Hernández et al., 2024). Estas disparidades en retornos enfatizan la necesidad crítica de fortalecer no solo el acceso a recursos básicos, sino también la calidad, eficiencia y adaptabilidad de los servicios ofrecidos en áreas vulnerables.

Finalmente, la descomposición aplicada territorialmente reveló que la prevalencia de anemia es significativamente más alta en zonas rurales (50.9%) comparado con zonas urbanas (34.6%), generando una brecha total de 16.3 puntos porcentuales. De esta brecha, un 57.7% es explicado por variables socioeconómicas observables (educación materna, ingresos, acceso a servicios básicos), pero un preocupante 42.3% se debe a diferencias estructurales, resaltando la importancia crucial de intervenciones que aborden explícitamente estas desigualdades institucionales y territoriales (Salazar, 2024).

En resumen, los resultados del modelo Oaxaca-Blinder no solo confirman la relevancia de variables socioeconómicas y sanitarias específicas como determinantes de la anemia infantil, sino que subrayan contundentemente la existencia de disparidades estructurales significativas en cómo estas variables impactan diferencialmente según contextos territoriales e institucionales. Estos hallazgos respaldan sólidamente la necesidad de políticas públicas integrales y territorialmente diferenciadas que vayan más allá de la simple provisión de recursos, incluyendo mejoras sustantivas en la calidad institucional, educación materna y servicios sanitarios básicos como elementos clave para reducir eficazmente la anemia infantil en poblaciones vulnerables.

Discusión teórica: modelo Oaxaca-Blinder

La descomposición Oaxaca-Blinder constituye una herramienta estadística clave

para el análisis estructural de desigualdades entre grupos, permitiendo identificar y cuantificar el origen de las diferencias observadas en un resultado binario, como es la prevalencia de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios del Programa JUNTOS. Esta técnica, propuesta originalmente por Oaxaca (1973) y Blinder (1973), y adaptada posteriormente para variables dependientes no continuas por Fairlie (2005), distingue dos componentes de una brecha observada: uno atribuible a diferencias en dotaciones de características observables (composición) y otro a diferencias en los retornos de dichas características (estructura o parte no explicada). Formalmente, sea $\bar{Y}_B$ y $\bar{Y}_{NB}$ las tasas medias de anemia infantil en los grupos beneficiarios (B) y no beneficiarios (NB). Su diferencia puede expresarse, en una formulación lineal, como:

$$\bar{Y}_B - \bar{Y}_{NB} = (\bar{X}_B - \bar{X}_{NB})^T \hat{\beta}_{NB} + \bar{X}_B^T (\hat{\beta}_B - \hat{\beta}_{NB})$$

Donde $\bar{X}_g \in R^k$ representa el vector promedio de características observables del grupo $g \in \{B, NB\}$; $\hat{\beta}_g \in R^k$ representa los coeficientes estimados del modelo para cada grupo; el primer término del lado derecho es la parte explicada (composición), y el segundo término es la parte no explicada (estructura), que recoge diferencias en los retornos o impactos marginales de las variables sobre el resultado. En contextos con variables dependientes binarias, como es el caso de esta investigación, Fairlie (2005) propone una extensión del Modelo que emplea predicciones promedio de modelos Probit:

$$\bar{Y}_B - \bar{Y}_{NB} = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \Phi(X_i^B \hat{\beta}) - \frac{1}{N_{NB}} \sum_{j=1}^{N_{NB}} \Phi(X_j^{NB} \hat{\beta})$$

donde $\Phi(\cdot)$ es la función de distribución acumulada de la normal estándar (modelo Probit), y el total de la brecha se descompone simulando contrafactuales para estimar las diferencias atribuibles a dotaciones y a retornos. Aplicando esta metodología, se identificó una brecha total de 8.7 puntos porcentuales en las tasas de anemia infantil (45.6% en beneficiarios frente a 36.9% en no beneficiarios). La descomposición reveló que el 59.8% de dicha brecha (5.2 p.p.) corresponde a diferencias en características observables, mientras que el 40.2% restante (3.5 p.p.) se debe a diferencias estructurales no observadas. Desde una perspectiva estadística formal, esta última componente refleja:

$$\Delta_{no\ explicada} = \sum_{j=1}^k \bar{X}_{Bj} (\hat{\beta}_{Bj} - \hat{\beta}_{NBj})$$

es decir, la interacción entre las dotaciones medias del grupo beneficiario y la

diferencia en retornos marginales entre ambos grupos para cada variable. La significancia de este componente no explicado implica que las mismas características tienen impactos diferenciales sobre la probabilidad de anemia según el grupo, lo cual evidencia desigualdades estructurales, institucionales o contextuales profundas. Entre las variables explicativas con mayor peso en la brecha se identificaron:

- **Condición de pobreza:** efecto aumentador de +3.8 p.p.
- **Educación materna:** efecto reductor de -2.1 p.p.
- **Acceso a suplementos de hierro:** efecto reductor de -1.4 p.p.
- **Acceso a agua potable:** efecto aumentador de +2.2 p.p.

Estos hallazgos reflejan que incluso entre hogares con similares características observables, los contextos institucionales o territoriales condicionan el efecto marginal de dichas variables. Por ejemplo, el acceso a agua potable puede ser menos efectivo en reducir anemia en contextos rurales si no va acompañado de condiciones de salubridad o educación sanitaria adecuadas. La parte no explicada profundiza esta idea al identificar retornos marginales diferenciados. Matemáticamente, se observan diferencias sustanciales en los coeficientes estimados:

- **Educación materna:** $\hat{\beta}_B = -0.152$ vs. $\hat{\beta}_{NB} = -0.087$
- **Ingreso familiar:** $\hat{\beta}_B = -0.0003$ vs. $\hat{\beta}_{NB} = -0.0001$
- **Agua potable:** $\hat{\beta}_B = -0.219$ vs. $\hat{\beta}_{NB} = -0.138$

Estas diferencias en los retornos sugieren la existencia de factores estructurales no observados, como diferencias en la calidad de implementación del programa, efectividad institucional local, disponibilidad y acceso real a servicios complementarios, o barreras socioculturales que modulan la eficacia de las intervenciones. Cuando la descomposición se aplica en términos territoriales (Cusco urbano vs. rural), se confirma una brecha total de 16.3 p.p. en la prevalencia de anemia (50.9% rural vs. 34.6% urbana). El componente explicado representó el 57.7% de la brecha (9.4 p.p.), mientras que el componente no explicado alcanzó un 42.3% (6.9 p.p.), lo que refuerza la hipótesis de que la condición territorial configura estructuralmente los resultados de salud, incluso cuando

se controla por dotaciones observables.

Desde una perspectiva normativa y metodológica, estos resultados señalan que los programas de transferencias condicionadas como Programa JUNTOS no pueden evaluarse únicamente por sus efectos promedio, sino que requieren un análisis desagregado que identifique las diferencias contextuales que condicionan su eficacia. La capacidad del modelo Oaxaca-Blinder para revelar estas heterogeneidades hace de él una herramienta crítica para el diseño de políticas públicas más equitativas y territorialmente adaptadas.

Discusión del modelo DiD: hipótesis específica 3

Discusión cuantitativa: modelo DiD

El modelo de Diferencias en Diferencias (DiD) constituye una estrategia estadística robusta para la identificación causal del impacto del programa de transferencias condicionadas Programa JUNTOS sobre la prevalencia de anemia infantil en el departamento del Cusco entre 2018 y 2023. Este enfoque es especialmente pertinente dado que explota la estructura longitudinal de datos hogar-año, lo que permite controlar efectos fijos no observados que permanecen constantes en el tiempo y diferencias sistemáticas entre los grupos de tratamiento y control. La validez del modelo se sustenta en el cumplimiento del supuesto de tendencias paralelas, condición que fue confirmada empíricamente mediante análisis gráfico y estimaciones placebo (coeficiente de interacción = 0.005; $p = 0.801$), lo que garantiza que la estimación del efecto del tratamiento no está sesgada por dinámicas previas divergentes entre los grupos comparados.

Los resultados principales del modelo base revelan que, en el periodo pre-COVID (2018–2019), los hogares beneficiarios del Programa JUNTOS experimentaron una reducción significativa de 6.4 puntos porcentuales (pp) en la probabilidad de anemia infantil respecto de los hogares no beneficiarios (coef. = -0.064; $p = 0.004$). Durante la pandemia (2020–2021), si bien se observó un aumento general de 3.7 pp en anemia infantil, el programa permitió mitigar este impacto en los hogares tratados, con una reducción de 5.2 pp (coef. = -0.052; $p = 0.024$). Finalmente, en el periodo post-COVID (2022–2023), el efecto se intensificó, alcanzando una reducción de 7.1 pp (coef. = -0.071; $p = 0.005$), lo que evidencia un fortalecimiento del impacto del programa en contextos de

recuperación institucional.

Estos hallazgos corroboran la eficacia del diseño cuasiexperimental aplicado, y son consistentes con literatura internacional reciente. Clarke et al. (2020), en un estudio DiD sobre el programa “Chile Crece Contigo”, reportaron mejoras significativas en salud neonatal, particularmente en grupos vulnerables, evidenciando que las políticas de protección social con componentes de salud pueden mejorar los indicadores nutricionales infantiles cuando se integran adecuadamente con los servicios sanitarios. Igualmente, Molina et al. (2020) encontraron que la exposición prolongada a transferencias monetarias condicionadas en Honduras produjo efectos sostenidos en el tiempo, incluso tras el cierre del programa, lo que sugiere que los beneficios en salud y educación pueden tener un componente acumulativo y resiliente ante shocks externos.

A nivel nacional, Salazar (2024) demostró que la pandemia de COVID-19 agravó la prevalencia de anemia infantil en el Perú, especialmente en zonas rurales, debido a la interrupción de políticas públicas clave como la suplementación de hierro y los controles de crecimiento. En este contexto, el efecto atenuante del Programa JUNTOS sobre el deterioro nutricional infantil, evidenciado por la menor variación en prevalencia entre beneficiarios y no beneficiarios, posiciona a esta política como un instrumento de contención frente a crisis sanitarias, y no únicamente como un mecanismo de reducción de pobreza. Adicionalmente, los indicadores de calidad del modelo refuerzan la solidez de las inferencias: el pseudo R^2 de McFadden (0.31) indica un ajuste adecuado para un modelo de respuesta binaria, y la prueba de verosimilitud (LR test: $\chi^2(12) = 483.2$, $p < 0.001$) sugiere que el conjunto de variables incluidas es estadísticamente significativo. Las estimaciones por subperiodo mantienen la coherencia en signo y magnitud, lo que indica una robustez temporal de los efectos del programa. Esta consistencia, visible también en los gráficos de evolución de prevalencia, consolida la credibilidad empírica del impacto estimado.

Desde una perspectiva política, estos resultados sugieren que los efectos positivos del Programa JUNTOS en salud infantil podrían potenciarse mediante estrategias integradas de asistencia nutricional, educación materna y fortalecimiento de redes de salud locales, como lo recomiendan Pak (2020) y Hyska et al. (2020), quienes advierten que las transferencias monetarias son eficaces solo si se articulan con intervenciones complementarias en salud y educación alimentaria.

Discusión teórica: modelo DiD

El modelo de Diferencias en Diferencias (DiD) representa una de las estrategias estadísticas más robustas dentro del diseño cuasiexperimental para la estimación de efectos causales en presencia de intervenciones exógenas que afectan a subgrupos poblacionales en momentos diferenciados. Su aplicación en esta investigación responde a la necesidad de estimar el efecto causal del Programa JUNTOS sobre la prevalencia de anemia infantil, bajo un marco temporal segmentado y utilizando datos longitudinales del tipo panel hogar-año, estructura que permite controlar heterogeneidad inobservable específica a cada unidad de observación (Goodman-Bacon, 2021). Formalmente, el modelo DiD se especifica como una regresión lineal con interacción entre tratamiento y tiempo, del tipo:

$$Y_{it} = \alpha + \lambda D_i + tT_t + \delta(D_i * T_t) + X_{it}^T \beta + \varepsilon_{it}$$

Donde Y_{it} representa el resultado observado (prevalencia de anemia infantil) para el hogar i en el año t ; $D_i \in \{0,1\}$ es un indicador del grupo de tratamiento (1 si el hogar es beneficiario del Programa JUNTOS); $T_t \in \{0,1\}$ es una variable temporal binaria (1 si el periodo es postintervención); δ es el parámetro de interés, que captura el efecto causal promedio del tratamiento sobre la prevalencia de anemia; X_{it} es un vector de controles observables (educación materna, ingreso familiar, acceso a agua potable, entre otros); $\varepsilon_{it} \sim IID(0, \sigma^2)$ es el término de error idiosincrático. Bajo el marco teórico del modelo de resultados potenciales (Rubin, 1974), el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT, por sus siglas en inglés) puede expresarse como:

$$ATT = E[Y_{1t} - Y_{0t} | D_i = 1]$$

donde Y_{1t} representa el resultado que habría tenido el individuo en el tiempo t si es tratado, y Y_{0t} el contrafactual. El modelo DiD proporciona una estimación no sesgada de este parámetro bajo el supuesto de tendencias paralelas:

$$E[Y_{0t} - Y_{0t-1} | D_i = 1] = E[Y_{1t} - Y_{0t-1} | D_i = 0]$$

el cual postula que, en ausencia del tratamiento, los grupos tratado y control habrían experimentado variaciones similares en el tiempo. En el presente estudio, este supuesto fue validado empíricamente mediante inspección gráfica de tendencias

pretratamiento y una prueba placebo-DiD, cuyo coeficiente de interacción no significativo ($p = 0.801$) sugiere ausencia de diferencias sistemáticas previas. En términos empíricos, se estimaron efectos DiD diferenciados por periodo, a través de una especificación extendida con interacciones por subperiodos:

$$Y_{it} = \alpha + \sum_{s=1}^S \delta_s(D_i * T_{st}) + \lambda D_i + \sum_{s=1}^S t_s T_{st} + X_{it}^T \beta + \varepsilon_{it}$$

Donde T_{st} son dummies temporales para los subperiodos $s \in \{Pre - COVID, COVID, Post - COVID\}$ y δ_s captura el efecto específico del tratamiento en cada fase. Los resultados revelan:

- Pre-COVID (2018-2019): $\hat{\delta}_{pre} = 0.064, p = 0.004$
- COVID (2020-2021): $\hat{\delta}_{COVID} = -0.064, p = 0.024$
- Post-COVID (2022-2023): $\hat{\delta}_{post} = -0.064, p = 0.005$

Estos coeficientes de interacción estiman una reducción en la probabilidad de anemia infantil atribuible al Programa JUNTOS en los hogares tratados, confirmando la persistencia y consistencia temporal del efecto, incluso bajo condiciones exógenas adversas como la pandemia. Desde una perspectiva teórica, ello constituye evidencia de que el tratamiento mantiene su efectividad a lo largo del tiempo y frente a shocks sistémicos, lo que puede formalizarse como estabilidad temporal del ATT:

$$ATT^{t_1} \approx ATT^{t_2} \approx ATT^{t_3}$$

$$\forall t_1, t_2, t_3 \in \{Pre - COVID, COVID, Post - COVID\}$$

Desde el punto de vista del ajuste estadístico, el modelo presentó un valor pseudo- R^2 de McFadden igual a 0.31, y un test de razón de verosimilitud significativo ($\chi^2(12) = 483.2; p < 0.001$), indicando adecuada capacidad explicativa. El Link-Test de especificación adicional reveló ausencia de errores funcionales, lo que valida la forma estructural elegida para la estimación. Teóricamente, los resultados permiten reformular el impacto del programa no solo como un efecto promedio, sino como un efecto resiliente, es decir, robusto a perturbaciones externas. Esta propiedad se alinea con los desarrollos recientes en inferencia DiD en paneles no balanceados (Sant'Anna & Zhao, 2020), que

destacan la importancia de evaluar la dinámica de los efectos en contextos heterogéneos.

Evaluación de los modelos estadísticos: hipótesis general

Evaluación cuantitativa

La hipótesis general de este estudio postuló que el Programa JUNTOS incide de manera significativa en la reducción de la anemia infantil en el departamento de Cusco, entre 2018 y 2023. Esta afirmación fue contrastada empíricamente mediante tres enfoques estadísticos complementarios: el modelo Probit, el Oaxaca-Blinder y el modelo de Diferencias en Diferencias (DiD). Los resultados, en conjunto, ofrecen evidencia sólida y consistente que respalda esta hipótesis desde diferentes perspectivas estadísticas, confirmando tanto la existencia de un efecto promedio sobre la población tratada, como la presencia de desigualdades estructurales y efectos dinámicos a lo largo del tiempo.

El modelo Probit estimó que la pertenencia al Programa JUNTOS reduce en 10.7 puntos porcentuales la probabilidad de padecer anemia infantil (coef. = -0.312; $p < 0.01$), controlando por factores individuales, sociodemográficos y del hogar. Este hallazgo coincide con estudios previos que vinculan los programas de transferencia condicionada con mejoras sustanciales en los indicadores de salud nutricional en grupos vulnerables (Islam, 2020; Francke & Acosta, 2020). A nivel territorial, se detectó una heterogeneidad importante: el efecto fue más intenso en zonas rurales (-12.5 pp) que urbanas (-7.8 pp), lo cual indica la necesidad de adaptar el diseño programático a las condiciones estructurales del territorio (Salazar, 2024).

El análisis Oaxaca-Blinder permitió descomponer la brecha de anemia infantil entre beneficiarios y no beneficiarios, estimada en 8.7 puntos porcentuales. El 59.8% de esta brecha fue explicado por diferencias observables (educación materna, acceso a agua potable, pobreza), mientras que el 40.2% restante se atribuye a diferencias estructurales o retornos diferenciales de esas características, es decir, a efectos sistémicos no capturados por las variables incluidas (Fairlie, 2005). Estas diferencias no explicadas fueron mayores en contextos rurales, donde se evidencia una menor eficiencia institucional, menor calidad en la provisión de servicios y barreras socioculturales. Esta evidencia posiciona al modelo Oaxaca-Blinder como fundamental para políticas de focalización y reforma institucional, al visibilizar desigualdades espaciales que los modelos promedio no capturan (Cerdeña-Hernández et al., 2024).

El modelo Diferencias en Diferencias (DiD), por su parte, identificó un efecto causal promedio del Programa JUNTOS de -6.4 puntos porcentuales en el periodo pre-COVID (2018–2019), -5.2 pp durante la pandemia (2020–2021), y -7.1 pp en el periodo post-COVID (2022–2023), evidenciando que el programa no solo fue efectivo en condiciones normales, sino también en contextos de crisis sanitaria. Esta dinámica temporal reafirma que la transferencia monetaria, combinada con condicionalidades en salud, puede servir como red de protección ante shocks exógenos, tal como se ha demostrado en evaluaciones similares en otros países latinoamericanos (Clarke et al., 2020; Molina et al., 2020).

Desde un punto de vista comparativo, el modelo Oaxaca-Blinder emerge como el más teóricamente relevante para el cumplimiento de la hipótesis general. A diferencia del Probit (modelo de media poblacional) y del DiD (modelo de variación temporal), el Oaxaca-Blinder permite una evaluación más profunda de las diferencias estructurales territoriales y socioeconómicas, resaltando la importancia de reconocer que las mismas variables pueden tener efectos distintos en contextos distintos. Esta observación tiene implicancias metodológicas y políticas sustantivas: por ejemplo, la actual clasificación de ruralidad por parte del INEI, basada únicamente en criterios demográficos, resulta insuficiente para capturar la complejidad de las desigualdades que afectan la eficacia del Programa JUNTOS. Se hace necesario, por tanto, construir nuevos indicadores multidimensionales de ruralidad, que incorporen elementos como el acceso efectivo a servicios de salud, calidad institucional local y barreras culturales.

Evaluación teórica

La hipótesis general de esta investigación postuló que la participación en el Programa JUNTOS tiene un impacto significativo en la reducción de la anemia infantil. A fin de contrastar dicha afirmación, se aplicaron tres Modelos estadísticos complementarios: Probit, Diferencias en Diferencias (DiD) y Oaxaca-Blinder. Cada uno de ellos ofrece una mirada distinta sobre la relación causal entre intervención estatal y resultados en salud nutricional infantil. No obstante, desde una perspectiva estructural, estadística y teórica, se sostiene que el modelo Oaxaca-Blinder representa el enfoque más robusto para evaluar esta relación, en tanto permite descomponer la desigualdad no solo en función de las dotaciones observables, sino también de las diferencias en retornos estructurales, revelando así patrones espaciales y contextuales profundamente enraizados

en las condiciones de vida.

El modelo Probit permitió estimar el efecto promedio de la participación en Programa JUNTOS sobre la probabilidad de presentar anemia infantil, bajo el supuesto de homogeneidad marginal de los efectos. Su formulación se basa en una función de respuesta limitada:

$$P(Y_i = 1 | X_i) = \Phi(X_i^\top \beta)$$

donde $\Phi(\cdot)$ es la función de distribución acumulada normal estándar. Si bien este modelo resulta útil para identificar relaciones de tipo promedio, su capacidad explicativa es limitada cuando los efectos del tratamiento varían según el contexto institucional, territorial o socioeconómico. Por su parte, el modelo Diferencias en Diferencias (DiD) permitió establecer el impacto causal promedio del programa en distintos periodos temporales, contrastando tratados y no tratados antes y después de la intervención. La estimación se formaliza como:

$$\delta = [E(Y_{1t}|D = 1) - E(Y_{1t-1}|D = 1) - [E(Y_{0t}|D = 0) - E(Y_{0t-1}|D = 0)]]$$

bajo el supuesto de tendencias paralelas. Este modelo resulta particularmente eficaz para aislar efectos causales dinámicos, pero presupone homogeneidad en los retornos y no permite descomponer la desigualdad en componentes observables y no observables, ni abordar explícitamente heterogeneidades estructurales entre grupos. El modelo Oaxaca-Blinder, en cambio, ofrece una descomposición formal de la brecha observada entre grupos, expresada como:

$$\Delta Y = (\bar{X}_B - \bar{X}_{NB})^T \hat{\beta}_{NB} + \bar{X}_B^T (\hat{\beta}_B - \hat{\beta}_{NB})$$

donde el primer término representa la parte explicada (diferencias en dotaciones) y el segundo, la parte no explicada (diferencias en retornos o estructuras institucionales). Esta formulación se alinea estrechamente con los objetivos de políticas públicas que buscan no solo reducir brechas absolutas, sino entender por qué las mismas condiciones no generan los mismos resultados entre distintos grupos.

Desde una perspectiva estadística, el segundo componente, la parte no explicada, es de suma importancia: cuantifica las disparidades estructurales e institucionales que subyacen en la efectividad diferenciada del programa. Por ejemplo, se estimó que

aproximadamente el 40.2% de la brecha de anemia entre beneficiarios y no beneficiarios no se debe a diferencias en características observables (como educación materna o ingreso), sino a cómo estas características rinden diferencialmente en contextos estructuralmente desiguales. Estas diferencias son especialmente pronunciadas en zonas rurales, donde el efecto de variables como acceso a agua potable o suplementos nutricionales depende de factores sistémicos como calidad de servicios, redes institucionales, distancia geográfica y barreras culturales.

El modelo Oaxaca-Blinder, al evidenciar que una proporción considerable de la desigualdad es estructural, impulsa una crítica metodológica y normativa al concepto de ruralidad actualmente operativo en bases de datos oficiales como ENAHO y ENDES, el cual se define únicamente en términos demográficos (número de habitantes por núcleo poblacional). Este criterio, aunque operativo, resulta insuficiente para capturar las complejidades de acceso, conectividad, institucionalidad y exclusión sociocultural que afectan la efectividad de las intervenciones públicas. Por ello, el análisis Oaxaca-Blinder sugiere, matemáticamente, la necesidad de redefinir ruralidad no como una variable dicotómica $Z_i \in \{0,1\}$, sino como un índice multidimensional $R_i \in R^m$ que capture heterogeneidades espaciales mediante componentes como: Acceso efectivo a servicios de salud (H_i), Conectividad vial (C_i), Densidad institucional (I_i), y Barreras culturales-lingüísticas (L_i). De este modo, la efectividad de un programa como Programa JUNTOS podría ser modelada como función no solo de las características individuales del hogar, sino también de una estructura territorial diferenciada:

$$P(Y_i = 1) = f(X_i, R_i)$$

siendo R_i una variable latente capturada parcialmente por el componente no explicado del modelo Oaxaca-Blinder.

CONCLUSIONES

La primera hipótesis específica, evaluada mediante el modelo Probit, confirma que la participación en el Programa JUNTOS reduce significativamente la probabilidad de que un niño o niña padezca anemia en el contexto del departamento de Cusco entre 2018 y 2023. La estimación del modelo reveló un coeficiente de participación de $\beta = -0.312$ ($p < 0.01$), lo cual, traducido en términos de efectos marginales, implica una reducción de 10.7 puntos porcentuales en la probabilidad de anemia entre hogares beneficiarios del programa, resultado coherente con estimaciones similares en estudios nacionales (Francke & Acosta, 2020) e internacionales (Clarke et al., 2020). Además, el modelo permite captar diferencias estructurales espaciales significativas, mostrando que el impacto es más pronunciado en hogares rurales (-12.5 pp) frente a urbanos (-7.8 pp), lo que sugiere que las condiciones iniciales de pobreza, infraestructura y servicios modulan la eficacia marginal de las políticas sociales (Salazar, 2024). La validez estadística de estas conclusiones se sustenta en indicadores como el pseudo- R^2 de McFadden (0.32), el test de razón de verosimilitud ($\chi^2(9) = 478.3$, $p < 0.01$), y la especificación correcta del modelo validada por el Link-Test ($p > 0.05$).

La segunda hipótesis específica, contrastada a través del modelo de descomposición Oaxaca-Blinder adaptado para variables binarias, revela que la brecha de anemia infantil entre hogares beneficiarios y no beneficiarios de Programa JUNTOS (estimada en 8.7 puntos porcentuales) se explica parcialmente por diferencias observables (59.8%, equivalente a 5.2 pp), pero en gran medida por factores estructurales no observables (40.2%, equivalente a 3.5 pp). Entre los factores explicativos destacan la condición de pobreza (+3.8 pp), el acceso a agua potable (+2.2 pp), y en sentido contrario, la educación materna (-2.1 pp) y el acceso a suplementos de hierro (-1.4 pp), reafirmando que las dotaciones de capital humano y acceso básico son determinantes centrales en los resultados de salud (Berry et al., 2020; Cerda-Hernández et al., 2024). A nivel de retornos marginales diferenciados, el modelo evidencia que las mismas características tienen impactos desiguales en beneficiarios y no beneficiarios (por ejemplo, el efecto de la educación materna fue -0.152 vs. -0.087), lo que reafirma la existencia de desigualdades estructurales entre grupos y territorios. Este hallazgo fortalece la hipótesis de que la efectividad del Programa JUNTOS depende no solo de las condiciones iniciales de los hogares, sino también de la capacidad institucional y contextual para transformar recursos en bienestar (Fairlie, 2005; Modesto Sudario, 2021).

La tercera hipótesis específica, verificada mediante el modelo de Diferencias en Diferencias (DiD), confirma el efecto causal promedio del Programa JUNTOS en la reducción de la prevalencia de anemia infantil, bajo un diseño cuasiexperimental longitudinal. Los efectos diferenciales estimados por periodos muestran una reducción significativa de 6.4 puntos porcentuales en el periodo pre-COVID (2018–2019), 5.2 puntos durante la pandemia (2020–2021), y 7.1 puntos en el periodo post-COVID (2022–2023), lo cual demuestra no solo la efectividad sostenida del programa, sino su capacidad resiliente frente a shocks sistémicos (Sant’Anna & Zhao, 2020). La robustez estadística del modelo se valida mediante el cumplimiento del supuesto de tendencias paralelas (interacción placebo: $p = 0.801$), la adecuación del pseudo- R^2 (0.31), y el resultado altamente significativo del test de verosimilitud ($\chi^2(12) = 483.2$, $p < 0.001$). Estos resultados respaldan la utilidad del enfoque DiD como herramienta causal rigurosa para políticas públicas en salud infantil, enfatizando que los efectos de los programas de protección social pueden mantenerse e incluso intensificarse en contextos de crisis (Molina et al., 2020; Salazar, 2024).

Finalmente, en relación con la hipótesis general, Concluyeron que el Programa JUNTOS tiene un impacto significativo, robusto y multidimensional sobre la reducción de la anemia infantil en el departamento de Cusco. Sin embargo, desde una perspectiva teórico-formal y metodológica comparada, el modelo Oaxaca-Blinder emerge como el enfoque más integral y eficaz, en tanto permite identificar no solo el efecto promedio, sino las raíces estructurales y territoriales de la desigualdad en salud nutricional. A diferencia del Probit (centrado en la media) o del DiD (centrado en la variación temporal), el Oaxaca-Blinder revela que aproximadamente el 40.2% de la desigualdad en anemia no responde a diferencias en características observables, sino a retornos estructurales diferenciados, particularmente intensos en zonas rurales. Esta evidencia pone en cuestión la actual conceptualización oficial de “ruralidad” basada exclusivamente en criterios demográficos, y sugiere la urgencia de construir indicadores multidimensionales de ruralidad que incorporen acceso efectivo a servicios, calidad institucional, conectividad y factores socioculturales. Solo bajo este marco ampliado será posible diseñar políticas públicas verdaderamente equitativas y eficaces en la lucha contra la anemia infantil en el Perú contemporáneo (Cerdeña-Hernández et al., 2024; Salazar, 2024).

RECOMENDACIONES

En virtud de los hallazgos obtenidos mediante el modelo Probit, se recomienda fortalecer y ampliar la cobertura del Programa JUNTOS, especialmente en zonas rurales donde su impacto marginal sobre la reducción de anemia infantil es más pronunciado (-12.5 puntos porcentuales en áreas rurales frente a -7.8 p.p. en áreas urbanas). Este efecto diferenciado, respaldado empíricamente por el coeficiente estimado de participación en el programa ($\beta = -0.312$, $p < 0.01$) y un efecto marginal promedio de -10.7 p.p., evidencia que la transferencia condicionada cumple un umbral de efectividad en territorios con mayores carencias estructurales. Desde una perspectiva de política pública basada en evidencia, se recomienda acompañar las transferencias con intervenciones complementarias en educación materna, suplementación nutricional y saneamiento, considerando que variables como educación de la madre y acceso a suplementos de hierro reducen adicionalmente la probabilidad de anemia en 4.2 p.p. y 13.9 p.p. respectivamente (Clarke et al., 2020; Cerda-Hernández et al., 2024).

A partir del análisis Oaxaca-Blinder, se recomienda diseñar políticas diferenciadas territorialmente que reconozcan las desigualdades estructurales en la efectividad del Programa JUNTOS. La parte no explicada de la brecha total de anemia entre beneficiarios y no beneficiarios (40.2%, equivalente a 3.5 p.p.) pone en evidencia la existencia de retornos marginales diferenciados en variables como educación materna (-0.152 vs. -0.087), ingreso familiar y acceso a agua potable, según el grupo analizado. Esta heterogeneidad implica que no basta con igualar el acceso a ciertos recursos, sino que es crucial garantizar que estos produzcan efectos equivalentes en diferentes contextos. Por ello, se recomienda incorporar mecanismos de monitoreo territorial y adaptabilidad institucional en la implementación del programa, con el fin de reducir estas brechas estructurales no observables (Fairlie, 2005; Salazar, 2024). A nivel operacional, se sugiere priorizar el diseño de estrategias focalizadas en áreas donde los retornos institucionales son menores, especialmente en contextos rurales, tal como lo evidencia la brecha territorial de 16.3 p.p. entre zonas urbanas y rurales.

Desde los resultados del modelo Diferencias en Diferencias (DiD), se recomienda consolidar el Programa JUNTOS como un instrumento de política social resiliente ante shocks externos, tales como la pandemia del COVID-19. El análisis por periodos muestra efectos significativos y estables: -6.4 p.p. en el periodo pre-COVID,

−5.2 p.p. durante la pandemia y −7.1 p.p. en la fase post-COVID. Esta consistencia intertemporal (Sant’Anna & Zhao, 2020) respalda la necesidad de institucionalizar mecanismos de flexibilidad programática, asegurando la continuidad operativa del programa incluso en contextos de crisis. Se sugiere incluir cláusulas de emergencia y reforzar la integración entre el programa y el sistema de salud local para mantener la distribución de suplementos nutricionales, el seguimiento médico y las campañas educativas en contextos de disrupción institucional. Además, dado el pseudo- R^2 de 0.31 y la validación del supuesto de tendencias paralelas ($p = 0.801$), se recomienda mantener esquemas de evaluación permanente que permitan medir efectos diferenciales por cohortes y periodos, fortaleciendo la base empírica para futuras decisiones de política.

Finalmente, con base en la evaluación general de los tres modelos aplicados, se recomienda adoptar el enfoque estructural que proporciona el modelo Oaxaca-Blinder como herramienta central para el diseño, monitoreo y evaluación de políticas públicas en salud nutricional infantil. Este modelo, al permitir una descomposición entre brechas explicadas y no explicadas, visibiliza factores institucionales y contextuales que no son capturados por los modelos promedio ni por estimaciones de efecto causal tradicional. En consecuencia, se recomienda reformular los criterios oficiales de clasificación territorial, especialmente la ruralidad, incorporando dimensiones multidimensionales como el acceso efectivo a servicios básicos, calidad institucional, conectividad vial y barreras socioculturales (Cerdeña-Hernández et al., 2024; Francke & Acosta, 2020). A nivel metodológico, esta redefinición puede operacionalizarse como un índice de ruralidad latente que permita modelar diferencialmente la efectividad de programas sociales como Programa JUNTOS, asegurando que la política pública no solo sea eficaz en promedio, sino también equitativa en su impacto territorial.

BIBLIOGRAFÍA

- Akhmetova, B., Sadykov, S., Adilova, V., Zhanbekov, Kh., & Akhmadiyeva, Zh. (2023). Complex economic effects of balanced nutrition for athlete-schoolchildren in ethno-intellectual sports. *Economic Annals-XXI*, 201(1-2), 84-99. <https://doi.org/10.21003/ea.V201-08>
- Al-Kassab-Córdova, A., Méndez-Guerra, C., & Robles-Valcarcel, P. (2020). Factores sociodemográficos y nutricionales asociados a anemia en niños de 1 a 5 años en Perú. *Revista Chilena de Nutrición*, 47(6), 925-932. <https://doi.org/10.4067/S0717-75182020000600925>
- Andrade, F. M. (2021). *Modelo de regresión Dirichlet bayesiano: Aplicación para estimar la prevalencia del nivel de anemia infantil en centros poblados del Perú*. Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.
- Arias, J. y Covinos, M. (2021). Diseño y metodología de la investigación. Enfoques Consulting. <http://hdl.handle.net/20.500.12390/2260>
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2017). The State of Applied Econometrics: Causality and Policy Evaluation. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 3–32. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.3>
- Banco Mundial. (2021). *The cost of childhood malnutrition in Latin America and the Caribbean*. Banco Mundial. <https://www.worldbank.org/>
- Banco Mundial. (2022). *Bolsa Família and Programa JUNTOS: Impacto en la reducción de la pobreza extrema*. Banco Mundial.
- Banco Mundial. (2023). *Global Database on Social Protection and Transfers*. Banco Mundial. <https://www.worldbank.org/>
- Barrientos, A. (2013). *Social Assistance in Developing Countries*. Cambridge University Press.
- Barrientos, A., & Hulme, D. (2009). *Social Protection for the Poor and Poorest: Concepts, Policies and Politics*. Palgrave Macmillan. <https://doi.org/10.1057/9780230583092>
- Bastagli, F., Hagen-Zanker, J., Harman, L., Barca, V., Sturge, G., & Schmidt, T. (2016). *Cash transfers: What does the evidence say? A rigorous review of programme impact and the role of design and implementation features*. Overseas

- Development Institute (ODI). <https://odi.org/>
- Becker, G. S. (1964). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. University of Chicago Press.
- Berry, J., Mehta, S., Mukherjee, P., Ruebeck, H., & Shastry, G. K. (2020). *Implementation and effects of India's national school-based iron supplementation program*. *Journal of Development Economics*, 144, 102428. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2019.102428>
- Bertrand, M., Duflo, E., & Mullainathan, S. (2004). How much should we trust differences-in-differences estimates? *The Quarterly Journal of Economics*, 119(1), 249–275. <https://doi.org/10.1162/003355304772839588>
- Black, R. E., Victora, C. G., Walker, S. P., Bhutta, Z. A., Christian, P., de Onis, M., ... & Uauy, R. (2013). Maternal and Child Undernutrition and Overweight in Low-Income and Middle-Income Countries. *The Lancet*, 382(9890), 427–451. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(13\)60937-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(13)60937-X)
- Blau, F. D., & Kahn, L. M. (2017). The Gender Wage Gap: Extent, Trends, and Explanations. *Journal of Economic Literature*, 55(3), 789–865. <https://doi.org/10.1257/jel.20160995>
- Blinder, A. S. (1973). Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates. *Journal of Human Resources*, 8(4), 436–455. <https://doi.org/10.2307/144855>
- Bliss, C. I. (1934). *The method of Probits*. *Science*, 79(2037), 38–39. <https://doi.org/10.1126/science.79.2037.38>
- Bolbocean, C., & Tylavsky, F. A. (2021). The impact of safety net programs on early-life developmental outcomes. *Food Policy*, 100, 102018. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2020.102018>
- Breda, J., Nash Castro, L. S., Whiting, S., Williams, J., Jewell, J., Engesveen, K., & Wickramasinghe, K. (2020). Towards better nutrition in Europe: Evaluating progress and defining future directions. *Food Policy*, 96, 101887. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2020.101887>
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). *Microeconometrics: Methods and Applications*. Cambridge University Press.
- Cerda-Hernández, J. J., Sikov, A., & Vidal-Valenzuela, L. Y. (2024). Análisis espacial de la anemia infantil en Perú, 2022: Construcción de mapas a nivel distrital para políticas públicas. *Salud Pública de México*, 66(3), 236–244. <https://doi.org/10.21149/15206>

- Clarke, D., Cortés Méndez, G., & Vergara Sepúlveda, D. (2020). *Growing together: assessing equity and efficiency in a prenatal health program*. *Journal of Population Economics*. <https://doi.org/10.1007/s00148-019-00761-6>
- Cotti, C. D., Gordanier, J. M., & Ozturk, O. D. (2021). Does distributing SNAP benefits later in the month smooth expenditures? *Food Policy*, 104, 102123. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2021.102123>
- Dasgupta, S., Mustafa, G., Paul, T., & Wheeler, D. (2021). The socioeconomics of fish consumption and child health: An observational cohort study from Bangladesh. *World Development*, 137, 105201. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2020.105201>
- Duflo, E. (2001). Schooling and Labor Market Consequences of School Construction in Indonesia: Evidence from an Unusual Policy Experiment. *American Economic Review*, 91(4), 795–813. <https://doi.org/10.1257/aer.91.4.795>
- Erhamwilda, E., Afrianti, N., Hakim, A., Dillon, D., & Julia, J. (2024). The effect of healthy food promotion through lunch boxes on the knowledge, attitudes and habits of elementary school students. *Humanities and Social Sciences Letters*, 12(3), 575-593. <https://doi.org/10.18488/73.v12i3.3811>
- Finney, D. J. (1947). *Probit Analysis*. Cambridge University Press.
- Fiszbein, A., & Schady, N. (2009). *Conditional Cash Transfers: Reducing Present and Future Poverty*. Banco Mundial. <https://doi.org/10.1596/978-0-8213-7352-1>
- Francke, P., & Acosta, G. (2020). Impacto del programa de alimentación escolar Qali Warma sobre la anemia y la desnutrición crónica infantil. *Apuntes*, 88, 151-190. <https://doi.org/10.21678/apuntes.88.1228>
- Greene, W. H. (2018). *Econometric Analysis* (8th ed.). Pearson.
- Gruber, J., & Madrian, B. C. (1994). Health Insurance and Job Mobility: The Effects of Public Policy on Job-Lock. *The Quarterly Journal of Economics*, 109(3), 811–839. <https://doi.org/10.2307/2118403>
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2015). *Econometría* (5ª ed.). McGraw-Hill.
- Gurinovic, M., Milesevic, J., Zekovic, M., Kadvan, A., Ranic, M., & Glibetic, M. (2020). Capacity development in food and nutrition in Central and Eastern Europe: A decade of achievements. *Food Policy*, 101850. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2020.101850>
- Hanlon, J., Barrientos, A., & Hulme, D. (2010). *Just Give Money to the Poor: The Development Revolution from the Global South*. Kumarian Press.

- Heckman, J. J. (1979). Sample selection bias as a specification error. *Econometrica*, 47(1), 153–161. <https://doi.org/10.2307/1912352>
- Hernández, R. y Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación (1ra ed.)*. McGraw Hill. <http://repositorio.uasb.edu.bo/handle/54000/1292>
- Huaman, M. M. (2020). *Determinantes de la desnutrición crónica en niños de 0 a 5 años en el Perú para el período 2007-2018* [Tesis de licenciatura, Universidad de Lima]. Universidad de Lima.
- Hyska, J., Burazeri, G., Menza, V., & Dupouy, E. (2020). Assessing nutritional status and nutrition-related knowledge, attitudes, and practices of Albanian schoolchildren to support school food and nutrition policies and programmes. *Food Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2020.101888>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2019). *Encuesta Demográfica y de Salud Familiar 2019*. INEI. <https://www.inei.gob.pe/>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2022). *Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) 2022*. INEI. <https://www.inei.gob.pe/>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2023). *Encuesta Demográfica y de Salud Familiar (ENDES) 2023*. INEI. <https://www.inei.gob.pe/>
- Islam, G. M. R. (2020). Association of socioeconomic status with childhood anemia among infant, toddler, and preschool children in Bangladesh. *Value in Health Regional Issues*, 21(C), 141–148. <https://doi.org/10.1016/j.vhri.2019.09.008>
- Islam, G. M. R. (2020). Association of socioeconomic status with childhood anemia among infant, toddler, and preschool children in Bangladesh. *Value in Health Regional Issues*, 21(C), 141–148. <https://doi.org/10.1016/j.vhri.2019.09.008>
- Islam, M. M., Gagnon, A. J., & Alam, M. (2020). *Social Determinants of Health and Child Malnutrition in Bangladesh: A Multilevel Analysis*. PLOS ONE, 15(10), e0240850. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0240850>
- Juárez Olaya, M. del R. (2020). *Análisis de la prevalencia de anemia infantil en la región Cusco: Factores geográficos y socioeconómicos*. Gobierno Regional del Cusco.
- Kansiime, M. K., Ochieng, J., Kessy, R. F., & Karanja, D. (2021). Application of PROBIT and LOGIT models in estimating smallholder adoption of climate-smart agriculture technologies. *Agricultural Economics*, 52(3), 425-437. <https://doi.org/10.1111/agec.12639>
- Krämer, M., Kumar, S., & Vollmer, S. (2021). Anemia, diet, and cognitive development:

- Impact of health information on diet quality and child nutrition in rural India. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 190, 495–523. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.06.043>
- Krueger, A. B. (1994). The Effect of the Minimum Wage on Employment and Unemployment: A Survey of Empirical Research. *Journal of Economic Literature*, 33(3), 1950–1962. <https://doi.org/10.3386/w4355>
- Le, T. H., Vu, K. M., & Doan, T. (2020). Educational Inequality in Vietnam: Measuring Gaps in Learning Outcomes. *Economics of Education Review*, 79, 102–104. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2020.102104>
- Lechner, M. (2011). The Estimation of Causal Effects by Difference-in-Differences Methods. *Foundations and Trends in Econometrics*, 4(3), 165–224. <https://doi.org/10.1561/08000000014>
- Long, J. S. (1997). *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*. Sage Publications.
- Mamani Barrios, E. (2023). *Algoritmos de machine learning para predecir la anemia en niños de 6 a 35 meses de edad en Cusco* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco]. Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco.
- Mandal, B. (2024). Medicaid expansion and participation in the Supplemental Nutrition Assistance Program: The role of Integrated Eligibility Systems. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 1–22. Wiley Periodicals LLC. <https://doi.org/10.1002/aepp.13466>
- Megally, R., & Ghoneim, H. (2020). Evaluation of health intervention: A case of preschool children in Egypt. *Palgrave Communications*, 6(83). <https://doi.org/10.1057/s41599-020-0450-3>
- Mesas, F. R. (2024). *Estimación de la probabilidad de anemia infantil usando un modelo de regresión skew-Probit*. Pontificia Universidad Católica del Perú, Escuela de Posgrado.
- Ministerio de Desarrollo e Inclusión Social del Perú. (2023). *Informe anual del Programa JUNTOS*. MIDIS. <https://www.midis.gob.pe/>
- Ministerio de Salud del Perú (MINSA). (2021). *Informe sobre anemia infantil en Perú 2021*. MINSA. <https://www.minsa.gob.pe/>
- Ministerio de Salud del Perú. (2023). *Informe sobre la anemia infantil en regiones del Perú*. MINSA. <https://www.minsa.gob.pe/>

- Modesto Sudario, L. A. (2021). Impacto del Programa JUNTOS para prevenir la anemia infantil en dos distritos de Oxapampa, Pasco. *SCIÉND*O, 24(2), 119-124. <https://doi.org/10.17268/sciendo.2021.014>
- Molina, T., Macours, K., Maluccio, J. A., & Tejerina, L. (2020). Experimental long-term effects of early-childhood and school-age exposure to a conditional cash transfer program. *Journal of Development Economics*, 143, 102385. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2019.102385>
- Nguyen, H. T., Wilson, F. A., & Chen, L. (2019). Urban-Rural Disparities in Access to Healthcare Services in Vietnam: The Role of Health Insurance and Socioeconomic Factors. *Health Policy and Planning*, 34(6), 474–482. <https://doi.org/10.1093/heapol/czz050>
- Nichols, C. (2021). Self-help groups as platforms for development: The role of social capital. *World Development*, 146, 105575. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105575>
- Oaxaca, R. (1973). Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets. *International Economic Review*, 14(3), 693–709. <https://doi.org/10.2307/2525981>
- Observatorio de Medicina, Salud y Sociedad. (2023). *Factores determinantes de la anemia infantil en el Perú*. <https://www.observatoriodemedicina.pe/>
- Organización Mundial de la Salud. (2021). *Anemia in young children: Prevalence and risk factors*. OMS. <https://www.OMS.int/>
- Organización Mundial de la Salud. (2022). *Global Anemia Report 2022*. OMS. <https://www.OMS.int/>
- Pak, T.-Y. (2020). Social protection for happiness? The impact of social pension reform on subjective well-being of the Korean elderly. *Journal of Policy Modeling*, 42(3), 349–366. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2019.12.001>
- Rawlings, L. B., & Rubio, G. M. (2005). Evaluating the Impact of Conditional Cash Transfer Programs. *The Banco Mundial Research Observer*, 20(1), 29–55. <https://doi.org/10.1093/wbro/lki001>
- Ricra Yauli, N. P. (2022). *Relación entre el uso del presupuesto público y la incidencia de la anemia en niñas y niños menores de 3 años, Región Ucayali 2015-2018*. [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Ucayali].
- Rozel, C., Jumba, H., Otieno, P. E., Galiè, A., Ouma, E., Flax, V. L., Schreiner, M.-A., & Colverson, K. (2023). Gender roles and masculinities in leveraging milk

- for household nutrition: Evidence from two districts in Rwanda. *Food Policy*, 118, 102486. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2023.102486>
- Salazar, P. (2024). ¿Promesa incumplida?: Prevalencia y factores determinantes de la anemia infantil durante la pandemia de COVID-19 en Perú. *Politai: Revista de Ciencia Política*, 15(24), 89-108. <https://doi.org/10.18800/politai.202401.004>
- Sant'Anna, P. H. C., & Zhao, J. (2020). Doubly robust difference-in-differences estimators. *Journal of Econometrics*, 219(1), 101–122. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2020.06.003>
- Sen, A. (1999). *Development as freedom*. Oxford University Press.
- Tovar, M. O. (2022). *Influencia del gasto público regional en el estado nutricional infantil del departamento de Junín, 2000 - 2019*. [Tesis de Maestría, Universidad Nacional del Centro del Perú].
- UNICEF. (2021). *Evaluación del impacto de programas sociales en la nutrición infantil en América Latina*. UNICEF. <https://www.unicef.org/>
- UNICEF. (2021). *State of the World's Children: Ensuring better health and nutrition*. UNICEF. <https://www.unicef.org/>
- UNICEF. (2022). *State of the World's Children: Ensuring better health and nutrition*. UNICEF. <https://www.unicef.org/>
- United Nations Children's Fund (UNICEF). (2021). *The State of the World's Children 2021: On My Mind – Promoting, Protecting and Caring for Children's Mental Health*. UNICEF. <https://www.unicef.org/reports/state-worlds-children-2021>
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data* (2nd ed.). MIT Press.
- World Health Organization (OMS). (2019). *Nutritional Interventions for Anemia Prevention and Control*. OMS Guidelines. <https://www.OMS.int/nutrition/publications/micronutrients/guidelines/>
- World Health Organization (OMS). (2022). *Haemoglobin Concentrations for the Diagnosis of Anaemia and Assessment of Severity*. OMS Guidelines. <https://www.OMS.int/health-topics/anaemia>

ANEXOS

A. Matriz de consistencia

Problemas	Objetivos	Hipótesis	Variables	Dimensiones e indicadores	Metodología
Problema General: ¿Cómo contribuyen los modelos estadísticos Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias a estimar y comprender el impacto de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en el Cusco rural y urbano, entre 2018 y 2023? Problema Específico 1: ¿En qué medida la participación en programas de transferencias públicas influye en la probabilidad de anemia infantil, controlando variables socioeconómicas y demográficas en áreas rurales y urbanas de Cusco?	Objetivo General: Evaluar integralmente la contribución de los modelos estadísticos Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias (DiD) para estimar y comprender el impacto de las transferencias públicas en la reducción de la anemia infantil en el Cusco rural y urbano, durante el periodo 2018-2023. Objetivo Específico 1 (Probit): Determinar estadísticamente la probabilidad de anemia infantil asociada a la participación en programas de transferencias públicas, controlando variables socioeconómicas y demográficas en áreas rurales y urbanas del Cusco, mediante un diagnóstico	Hipótesis General: La aplicación conjunta de los modelos estadísticos Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias permite identificar, cuantificar y diferenciar significativamente los efectos de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil, considerando dimensiones contrafactual, espacial y temporal, en el Cusco rural y urbano durante el periodo 2018-2023. Hipótesis Específica 1: La participación en programas de transferencias públicas reduce significativamente la probabilidad de anemia infantil, controlando por factores socioeconómicos y demográficos, demostrando insesgadez y eficiencia en la estimación Probit.	Variable exógena principal: Transferencias públicas	Dimensión 1: Cobertura del programa Indicador: Proporción de población elegible que recibe beneficios. Dimensión 2: Monto de la transferencia Indicador: Valor promedio mensual recibido por beneficiario. Dimensión 3: Duración de la participación Indicador: Número de años de afiliación activa al programa. Justificación: Refleja la estabilidad del apoyo recibido.	Ámbito de estudio: localización política y geográfica Investigación en Cusco (zonas urbanas y rurales), con datos demográficos, socioeconómicos y de salud infantil. Tipo de investigación Aplicado, orientado a evaluar el impacto de programas sociales en la anemia infantil. Enfoque de la investigación Cuantitativo, basado en análisis estadístico y estadístico de datos secundarios. Nivel de investigación

estadístico riguroso.					Correlacional, estadístico y explicativo, determinando la relación y efecto causal entre variables.
				Dimensión 4: Condicionalidad del programa Indicador: Cumplimiento de requisitos específicos (ej., asistencia escolar o controles médicos).	Diseño de investigación No experimental y longitudinal, observando tendencias 2018-2023 sin manipulación de variables.
Problema Específico 2: ¿Cuánto de la diferencia observada en las tasas de anemia infantil entre beneficiarios y no beneficiarios se atribuye a características observables y cuánto a diferencias estructurales en la respuesta a dichas características en Cusco?	Objetivo Específico 2 (Oaxaca-Blinder): Cuantificar y descomponer la diferencia en las tasas de anemia infantil entre beneficiarios y no beneficiarios de transferencias públicas, identificando y diferenciando los efectos explicados por características observables y aquellos atribuibles a diferencias estructurales (coeficientes no observables), evaluando robustez estadística del modelo en Cusco rural y urbano.	Hipótesis Específica 2: Las diferencias observadas en anemia infantil entre beneficiarios y no beneficiarios de transferencias públicas se explican parcialmente por características observables, existiendo una porción significativa atribuible a diferencias estructurales (coeficientes), verificadas mediante la solidez del modelo Oaxaca-Blinder.	Variable Endógena: Tasa de anemia infantil	Dimensión 1: Estado socioeconómico (SES) Indicador: Índice de riqueza (clasificación en terciles: bajo, medio, alto).	Población de estudio Datos de ENDES y ENAHO, con representatividad regional.
				Dimensión 2: Estado nutricional del niño Indicador: Prevalencia de retraso en el crecimiento (puntaje Z de altura para la edad).	Tamaño de muestra y técnica de selección Muestreo probabilístico estratificado por residencia y participación en programas.
Problema Específico 3: ¿Cuál es el efecto causal neto y temporal de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia	Objetivo Específico 3 (DiD): Cuantificar explícitamente el impacto causal y temporal de las transferencias públicas sobre la reducción de la anemia infantil en	Hipótesis Específica 3: Las transferencias públicas tienen un impacto causal positivo y estadísticamente significativo en la reducción de anemia infantil,		Dimensión 3: Lugar de residencia Indicador: Tasa de anemia según zonas urbanas y rurales.	Técnicas e instrumentos de recolección

infantil, antes, durante y después de la pandemia COVID-19, en los grupos beneficiarios comparados con los no beneficiarios en Cusco?	los grupos tratados frente a los controles, antes, durante y después de la pandemia COVID-19, verificando estadísticamente el cumplimiento de tendencias paralelas y estabilidad temporal de los coeficientes estimados en Cusco.	mostrando cambios diferenciados antes, durante y después del COVID-19, evidenciado por la estabilidad y robustez temporal del modelo Diferencias en Diferencias.	Dimensión 4: Intervenciones nutricionales Indicador: Proporción de niños que reciben suplementos de vitamina A.	Bases de datos secundarias (ENDES, ENAHO) y modelos estadísticos. Técnicas de procesamiento y análisis Modelos estadísticos: Probit, Oaxaca-Blinder y Diferencias en Diferencias (DID). Técnicas para demostrar hipótesis Pruebas estadísticas de significancia, máxima verosimilitud y validación estadístico.
---	---	--	--	--

B. Matriz de operacionalización de variables

Variables	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones e indicadores										
Variable Independiente (Principal): Transferencias Públicas	Las transferencias públicas se refieren a los recursos financieros o en especie que los gobiernos asignan a individuos o grupos vulnerables con el propósito de reducir la pobreza, promover la equidad y mejorar el bienestar general de la población. Estas transferencias pueden tomar diversas formas, incluyendo programas de asistencia social, pensiones no contributivas, subsidios alimentarios y programas de transferencias condicionadas. Su impacto ha sido ampliamente documentado en términos de reducción de brechas económicas y acceso a servicios básicos, como la salud y la educación (Pak, 2020)	Para efectos del presente estudio, la variable <i>Transferencias públicas</i> se operacionaliza mediante las siguientes dimensiones e indicadores.	Dimensión 1: Cobertura del programa Indicador: Proporción de población elegible que recibe beneficios. Justificación: Evalúa la efectividad del alcance del programa en las áreas rurales y urbanas del Cusco										
		<table><tr><th>Dimensión</th><th>Indicador</th></tr><tr><td>Cobertura del Programa</td><td>Proporción de beneficiarios sobre la población objetivo (%)</td></tr><tr><td>Duración de la Participación</td><td>Años de afiliación al programa</td></tr><tr><td>Monto de Transferencia</td><td>Valor monetario recibido en soles peruanos (PEN) mensuales</td></tr><tr><td>Condicionalidad</td><td>Requisitos para acceder y mantener el beneficio</td></tr></table>	Dimensión	Indicador	Cobertura del Programa	Proporción de beneficiarios sobre la población objetivo (%)	Duración de la Participación	Años de afiliación al programa	Monto de Transferencia	Valor monetario recibido en soles peruanos (PEN) mensuales	Condicionalidad	Requisitos para acceder y mantener el beneficio	Dimensión 2: Monto de la transferencia Indicador: Valor promedio mensual recibido por beneficiario. Justificación: Representa el nivel de apoyo financiero ofrecido por los programas.
		Dimensión	Indicador										
		Cobertura del Programa	Proporción de beneficiarios sobre la población objetivo (%)										
		Duración de la Participación	Años de afiliación al programa										
		Monto de Transferencia	Valor monetario recibido en soles peruanos (PEN) mensuales										
Condicionalidad	Requisitos para acceder y mantener el beneficio												
Esta operacionalización permite medir la incidencia y determinantes de las transferencias públicas en función de variables sociales, políticas y económicas (Pak, 2020).	Dimensión 3: Duración de la participación Indicador: Número de años de afiliación activa al programa. Justificación: Refleja la estabilidad del apoyo recibido.												
	Dimensión 4: Condicionalidad del programa Indicador: Cumplimiento de requisitos específicos (ej., asistencia escolar o controles médicos). Justificación: Determina el impacto de las transferencias condicionadas en el bienestar infantil.												

**Variable
Dependiente:
Tasa de Anemia
Infantil**

La tasa de anemia infantil se define como la proporción de niños menores de cinco años que presentan niveles de hemoglobina por debajo de los estándares establecidos por la Organización Mundial de la Salud (OMS), lo que implica deficiencias nutricionales y riesgos para el desarrollo físico y cognitivo (OMS, 2021). La anemia infantil puede ser clasificada en leve, moderada y severa, dependiendo de los niveles de hemoglobina en la sangre, y se asocia con factores como la deficiencia de hierro, la malnutrición, las infecciones y el bajo acceso a servicios de salud adecuados (Instituto Nacional de Estadística e Informática [INEI], 2022). La tasa de anemia infantil se define como la proporción de niños menores de cinco años con niveles de hemoglobina inferiores a 11 g/dl, según los estándares de la Organización Mundial de la Salud (OMS). Esta condición afecta el desarrollo físico y cognitivo y está relacionada con factores nutricionales, acceso a servicios de salud y condiciones socioeconómicas del hogar (Islam et al., 2020).

Para cuantificar la tasa de anemia infantil, se consideran las siguientes dimensiones e indicadores:

Dimensión	Indicador
Estado Socioeconómico	Índice de riqueza (terciles o quintiles)
Estado Nutricional	Prevalencia de retraso de crecimiento (Z-score)
Lugar de Residencia	Tasa de anemia en zonas urbanas/rurales
Intervenciones Nutricionales	Proporción de niños con suplementación de hierro

Esta operacionalización permite medir la incidencia y determinantes de la anemia infantil en función de variables sociales, económicas y de salud pública (Islam et al., 2020).

Dimensión 1: Estado socioeconómico (SES)

Indicador: Índice de riqueza (clasificación en terciles: bajo, medio, alto). Fundamento: El SES afecta el acceso a alimentos, educación y servicios de salud, elementos críticos para la prevención de anemia.

Dimensión 2: Estado nutricional del niño

Indicador: Prevalencia de retraso en el crecimiento (puntaje Z de altura para la edad).

Fundamento: La desnutrición crónica contribuye significativamente al desarrollo de anemia.

Dimensión 3: Lugar de residencia

Indicador: Tasa de anemia según zonas urbanas y rurales.

Fundamento: Las áreas rurales presentan mayor prevalencia de anemia debido a menor acceso a recursos.

Dimensión 4: Intervenciones nutricionales

Indicador: Proporción de niños que reciben suplementos de vitamina A. Fundamento: La suplementación ayuda a mitigar deficiencias nutricionales que contribuyen a la anemia.

C. Matriz de recolección de datos corte transversal (Probit y Oaxaca Blinder)

Editor de Datos (Navegación) - [base_limpia0]

Archivo Edición Ver Datos Herramientas

id_hogar[1] 1

	id_hogar	id_niño	año	rural_urbano	edad_niño	sexo_niño	tamaño_hogar	edad_madre	educ_madre	educ_padre
1	1	100001	2020	Área Urbana	9	Femenino	4	29	Primaria completa	Superior
2	2	100002	2023	Área Rural	9	Femenino	5	30	Secundaria completa	Secundaria completa
3	3	100003	2020	Área Urbana	39	Femenino	8	25	Primaria completa	Primaria incompleta
4	4	100004	2019	Área Urbana	35	Masculino	6	28	Primaria completa	Secundaria completa
5	5	100005	2019	Área Urbana	14	Masculino	7	24	Secundaria completa	Secundaria completa
6	6	100006	2023	Área Rural	28	Femenino	7	24	Superior	Secundaria completa
7	7	100007	2020	Área Rural	21	Femenino	4	32	Primaria completa	Primaria completa
8	8	100008	2022	Área Rural	51	Masculino	6	28	Secundaria completa	Secundaria completa
9	9	100009	2021	Área Urbana	37	Masculino	3	45	Primaria incompleta	Secundaria completa
10	10	100010	2023	Área Urbana	23	Masculino	8	28	Primaria incompleta	Primaria incompleta
11	11	100011	2023	Área Rural	43	Masculino	5	32	Primaria completa	Secundaria completa
12	12	100012	2018	Área Rural	36	Femenino	4	41	Superior	Superior
13	13	100013	2019	Área Urbana	58	Masculino	7	45	Primaria incompleta	Superior
14	14	100014	2020	Área Rural	59	Femenino	4	29	Superior	Secundaria completa
15	15	100015	2022	Área Urbana	28	Femenino	6	42	Secundaria completa	Secundaria completa
16	16	100016	2020	Área Urbana	17	Masculino	5	24	Primaria completa	Superior
17	17	100017	2020	Área Rural	48	Masculino	7	19	Superior	Secundaria completa
18	18	100018	2018	Área Urbana	56	Masculino	4	33	Secundaria completa	Secundaria completa
19	19	100019	2021	Área Urbana	24	Femenino	4	19	Primaria completa	Primaria incompleta
20	20	100020	2018	Área Urbana	11	Masculino	5	37	Secundaria completa	Secundaria completa
21	21	100021	2018	Área Urbana	45	Femenino	6	19	Primaria incompleta	Primaria completa
22	22	100022	2022	Área Rural	51	Femenino	3	33	Secundaria completa	Primaria completa
23	23	100023	2020	Área Urbana	15	Femenino	3	36	Secundaria completa	Superior
24	24	100024	2019	Área Urbana	59	Masculino	3	25	Superior	Secundaria completa
25	25	100025	2019	Área Urbana	18	Femenino	5	19	Secundaria completa	Superior
26	26	100026	2018	Área Urbana	28	Masculino	6	23	Primaria completa	Secundaria completa

Variables

Filtrar variables aquí

Nombre	Etiqueta	Tipo	Formato
☒ id_hogar	id_hogar	int	%10
☒ id_niño	id_niño	long	%10
☒ año	año	int	%10
☒ rural_urbano	Área geográfica de resid...	byte	%12
☒ edad_niño	Edad del niño/a en mes...	byte	%10
☒ sexo_niño	Sexo biológico del niño...	byte	%10
☒ tamaño_hogar	Tamaño del hogar (nú...	byte	%10
☒ edad_madre	Edad de la madre en añ...	byte	%10
☒ educ_madre	Nivel educativo de la m...	byte	%19

Variables Copia temporal

Propiedades

Variables

Nombre	id_hogar
Etiqueta	id_hogar
Typo	int
Formato	%10.0g
Etiqueta de valor	
Notas	

Datos

Marco de datos	default
Nombre de archivo	base_limpia0.dta
Etiqueta	
Notas	
Variables	37
Observaciones	18,447

Activo Vars: 37 Orden: Dataset Obs: 18,447 Filtro: Apagado Modo: Navegación CAP NUM

Editor de Datos (Navegación) - [base_limpia0]															
Archivo Edición Ver Datos Herramientas															
id_hogar[1]															
	id_hogar	id_niño	año	rural_urbano	edad_niño	sexo_niño	tamaño_hogar	edad_madre	educ_madre	educ_padre	ingreso_fa-r	pobreza	empleo_pad-s	agua_potable	desague
18420	18420	118420	2022	Área Urbana	22	Femenino	5	37	Secundaria completa	Secundaria completa	2387	No pobre	No	Sí	No
18421	18421	118421	2019	Área Rural	45	Masculino	7	31	Primaria completa	Primaria completa	1002	No pobre	Sí	No	Sí
18422	18422	118422	2021	Área Urbana	27	Femenino	3	33	Primaria completa	Superior	1115	Pobre	Sí	Sí	Sí
18423	18423	118423	2021	Área Rural	26	Masculino	5	44	Secundaria completa	Superior	1872	No pobre	Sí	No	No
18424	18424	118424	2020	Área Urbana	55	Femenino	6	33	Primaria completa	Secundaria completa	1390	No pobre	No	Sí	No
18425	18425	118425	2019	Área Rural	48	Femenino	6	29	Primaria completa	Primaria completa	1738	Pobre	Sí	Sí	No
18426	18426	118426	2018	Área Urbana	28	Femenino	7	22	Primaria completa	Superior	1134	No pobre	No	Sí	No
18427	18427	118427	2023	Área Urbana	43	Femenino	4	30	Secundaria completa	Secundaria completa	759	Pobre	No	Sí	No
18428	18428	118428	2021	Área Urbana	44	Masculino	4	24	Primaria completa	Secundaria completa	1587	Pobre	No	No	No
18429	18429	118429	2022	Área Urbana	32	Femenino	8	45	Primaria completa	Primaria completa	2122	Pobre	Sí	No	No
18430	18430	118430	2018	Área Urbana	52	Masculino	8	36	Secundaria completa	Primaria incompleta	2026	Pobre	No	Sí	No
18431	18431	118431	2023	Área Rural	40	Femenino	6	27	Superior	Superior	633	Pobre	Sí	Sí	No
18432	18432	118432	2020	Área Urbana	56	Femenino	7	38	Secundaria completa	Primaria completa	2239	Pobre	Sí	Sí	Sí
18433	18433	118433	2020	Área Rural	37	Masculino	6	33	Primaria completa	Primaria completa	928	Pobre	No	No	No
18434	18434	118434	2020	Área Urbana	52	Femenino	8	30	Primaria completa	Secundaria completa	1075	Pobre	Sí	Sí	Sí
18435	18435	118435	2022	Área Urbana	9	Masculino	3	25	Secundaria completa	Primaria completa	548	Pobre	No	Sí	No
18436	18436	118436	2023	Área Urbana	37	Femenino	8	30	Secundaria completa	Secundaria completa	2087	Pobre	Sí	No	No
18437	18437	118437	2023	Área Urbana	36	Femenino	4	25	Primaria completa	Primaria completa	2394	No pobre	Sí	Sí	Sí
18438	18438	118438	2020	Área Rural	54	Femenino	5	44	Secundaria completa	Superior	1944	Pobre	No	No	No
18439	18439	118439	2022	Área Urbana	47	Femenino	7	22	Primaria completa	Primaria completa	712	Pobre	No	Sí	Sí
18440	18440	118440	2020	Área Urbana	42	Masculino	3	27	Primaria completa	Primaria completa	2100	Pobre	No	No	Sí
18441	18441	118441	2022	Área Urbana	19	Masculino	3	19	Primaria completa	Primaria completa	1724	Pobre	Sí	No	Sí
18442	18442	118442	2019	Área Urbana	26	Femenino	7	26	Secundaria completa	Primaria incompleta	2453	Pobre	Sí	No	Sí
18443	18443	118443	2019	Área Rural	56	Femenino	6	27	Primaria incompleta	Superior	2012	Pobre	Sí	Sí	No
18444	18444	118444	2020	Área Rural	31	Femenino	6	21	Primaria completa	Secundaria completa	1230	Pobre	No	No	No
18445	18445	118445	2021	Área Urbana	46	Femenino	6	37	Superior	Primaria completa	876	Pobre	No	Sí	No

D. Matriz de recolección de datos panel (Diferencias en Diferencias)

Editor de Datos (Navegación) - [Panel]

Archivo Edición Ver Datos Herramientas

id_hogar[1] 1

	id_hogar	cohorte	periodo	año	rural_urbano	educ_madre	tamaño_hogar	edad_niño	sexo_niño	ingreso_fa-r	pobre
1	1	2018-2019	pretratamiento	2018	Urbano	Superior	6	12	Masculino	1154	No pobre
2	1	2018-2019	posttratamiento	2019	Urbano	Superior	6	24	Masculino	1844	No pobre
3	2	2018-2019	pretratamiento	2018	Rural	Primaria	8	6	Femenino	2377	No pobre
4	2	2018-2019	posttratamiento	2019	Rural	Primaria	8	58	Femenino	2124	No pobre
5	3	2018-2019	pretratamiento	2018	Urbano	Sin educación / Inicial	3	37	Femenino	1994	No pobre
6	3	2018-2019	posttratamiento	2019	Urbano	Sin educación / Inicial	3	32	Masculino	2309	No pobre
7	4	2018-2019	pretratamiento	2018	Rural	Secundaria	7	54	Femenino	2071	No pobre
8	4	2018-2019	posttratamiento	2019	Rural	Secundaria	7	25	Femenino	2093	No pobre
9	5	2018-2019	pretratamiento	2018	Rural	Secundaria	4	48	Femenino	1456	No pobre
10	5	2018-2019	posttratamiento	2019	Rural	Secundaria	4	9	Femenino	811	No pobre
11	6	2018-2019	pretratamiento	2018	Urbano	Superior	5	12	Femenino	2026	No pobre
12	6	2018-2019	posttratamiento	2019	Urbano	Superior	5	17	Masculino	628	Pobre
13	7	2018-2019	pretratamiento	2018	Urbano	Superior	6	14	Femenino	1626	No pobre
14	7	2018-2019	posttratamiento	2019	Urbano	Superior	6	12	Masculino	2486	No pobre
15	8	2018-2019	pretratamiento	2018	Rural	Secundaria	3	24	Masculino	2443	No pobre
16	8	2018-2019	posttratamiento	2019	Rural	Secundaria	3	38	Femenino	997	No pobre
17	9	2018-2019	pretratamiento	2018	Urbano	Primaria	3	31	Masculino	1939	No pobre
18	9	2018-2019	posttratamiento	2019	Urbano	Primaria	3	45	Masculino	2187	No pobre
19	10	2018-2019	pretratamiento	2018	Urbano	Secundaria	6	22	Femenino	1340	No pobre
20	10	2018-2019	posttratamiento	2019	Urbano	Secundaria	6	24	Femenino	1479	No pobre
21	11	2018-2019	pretratamiento	2018	Rural	Superior	8	25	Masculino	1464	No pobre
22	11	2018-2019	posttratamiento	2019	Rural	Superior	8	33	Masculino	526	Pobre
23	12	2018-2019	pretratamiento	2018	Urbano	Secundaria	6	32	Masculino	1440	No pobre
24	12	2018-2019	posttratamiento	2019	Urbano	Secundaria	6	40	Masculino	2469	No pobre
25	13	2018-2019	pretratamiento	2018	Rural	Secundaria	8	26	Masculino	855	No pobre
26	13	2018-2019	posttratamiento	2019	Rural	Secundaria	8	40	Masculino	1042	No pobre

Variables

Filtrar variables aquí

Nombre	Etiqueta	Tipo
☒ id_hogar	Identificador del hogar	int
☒ cohorte	Cohorte de observación...	str9
☒ periodo	Periodo respecto al trat...	str15
☒ año	Año de observación (20...	int
☒ rural_urbano	Ámbito geográfico del ...	byte
☒ educ_madre	Nivel educativo de la m...	byte
☒ tamaño_hogar	Tamaño del hogar (nú...	byte
☒ edad_niño	Edad del niño (meses)	byte
☒ sexo_niño	Sexo del niño	byte

Variables Copia temporal

Propiedades

Variables	
Nombre	id_hogar
Etiqueta	Identificador del hogar
Tipo	int
Formato	%10.0g
Etiqueta de valor	
Notas	

Datos	
Marco de datos	default
Nombre de archivo	Panel.dta
Etiqueta	
Notas	
Variables	16
Observaciones	6,130

Activo Vars: 16 Orden: Dataset Obs: 6,130 Filtro: Apagado Modo: Navegación CAP NUM

Archivo Edición Ver Datos Herramientas

id_hogar[1] 1

	id_hogar	cohorte	periodo	año	rural_urbano	educ_madre	tamaño_hogar	edad_niño	sexo_niño	ingreso_fa-r	pobreza
6103	3052	2022-2023	pretratamiento	2022	Urbano	Primaria	6	21	Femenino	2395	No pobre
6104	3052	2022-2023	posttratamiento	2023	Urbano	Primaria	6	35	Femenino	1053	No pobre
6105	3053	2022-2023	pretratamiento	2022	Rural	Secundaria	3	50	Femenino	514	Pobre
6106	3053	2022-2023	posttratamiento	2023	Rural	Secundaria	3	57	Femenino	1628	No pobre
6107	3054	2022-2023	pretratamiento	2022	Urbano	Primaria	7	30	Femenino	2169	No pobre
6108	3054	2022-2023	posttratamiento	2023	Urbano	Primaria	7	54	Masculino	1140	No pobre
6109	3055	2022-2023	pretratamiento	2022	Urbano	Secundaria	5	17	Femenino	1813	No pobre
6110	3055	2022-2023	posttratamiento	2023	Urbano	Secundaria	5	29	Femenino	1217	No pobre
6111	3056	2022-2023	pretratamiento	2022	Rural	Secundaria	5	50	Masculino	681	Pobre
6112	3056	2022-2023	posttratamiento	2023	Rural	Secundaria	5	30	Femenino	1460	No pobre
6113	3057	2022-2023	pretratamiento	2022	Urbano	Secundaria	3	27	Masculino	2088	No pobre
6114	3057	2022-2023	posttratamiento	2023	Urbano	Secundaria	3	37	Femenino	909	No pobre
6115	3058	2022-2023	pretratamiento	2022	Rural	Primaria	7	11	Femenino	1220	No pobre
6116	3058	2022-2023	posttratamiento	2023	Rural	Primaria	7	13	Masculino	841	No pobre
6117	3059	2022-2023	pretratamiento	2022	Rural	Primaria	4	13	Masculino	1312	No pobre
6118	3059	2022-2023	posttratamiento	2023	Rural	Primaria	4	56	Masculino	1585	No pobre
6119	3060	2022-2023	pretratamiento	2022	Rural	Secundaria	6	56	Masculino	1324	No pobre
6120	3060	2022-2023	posttratamiento	2023	Rural	Secundaria	6	42	Masculino	2302	No pobre
6121	3061	2022-2023	pretratamiento	2022	Rural	Superior	6	6	Femenino	501	Pobre
6122	3061	2022-2023	posttratamiento	2023	Rural	Superior	6	7	Femenino	2219	No pobre
6123	3062	2022-2023	pretratamiento	2022	Urbano	Primaria	8	32	Femenino	438	Pobre
6124	3062	2022-2023	posttratamiento	2023	Urbano	Primaria	8	19	Masculino	403	Pobre
6125	3063	2022-2023	pretratamiento	2022	Rural	Primaria	5	51	Masculino	1542	No pobre
6126	3063	2022-2023	posttratamiento	2023	Rural	Primaria	5	16	Femenino	2020	No pobre
6127	3064	2022-2023	pretratamiento	2022	Urbano	Sin educación / Inicial	5	56	Femenino	1225	No pobre
6128	3064	2022-2023	posttratamiento	2023	Urbano	Sin educación / Inicial	5	15	Femenino	2270	No pobre

Variables

Filtrar variables aquí

☒ Nombre	Etiqueta	T
☒ id_hogar	Identificador del hogar	in
☒ cohorte	Cohorte de observación...	st
☒ periodo	Periodo respecto al trat...	st
☒ año	Año de observación (20...	in
☒ rural_urbano	Ámbito geográfico del ...	by
☒ educ_madre	Nivel educativo de la m...	by
☒ tamaño_hogar	Tamaño del hogar (nú...	by
☒ edad_niño	Edad del niño (meses)	by
☒ sexo_niño	Sexo del niño	by

Variables Copia temporal

Propiedades

Variables

Nombre	id_hogar
Etiqueta	Identificador del hogar
Typo	int
Formato	%10.0g
Etiqueta de valor	
Notas	

Datos

Marco de datos	default
Nombre de archivo	Panel.dta
Etiqueta	
Notas	
Variables	16
Observaciones	6,130

Activo Vars: 16 Orden: Dataset Obs: 6,130 Filtro: Apagado Modo: Navegación CAP NUM