



Facultad de Ciencias

**Estimación de la tasa de desnutrición crónica infantil
cantonal en el Ecuador**

(Estimation of the cantonal child chronic malnutrition rate in Ecuador)

Trabajo de Fin de Máster
para acceder al

**MÁSTER UNIVERSITARIO EN MATEMÁTICAS Y
COMPUTACIÓN**

Autor: Andrés Albán Fernández

Directora: Isabel Molina Peralta

Codirector: Juan Cuesta Albertos

Julio 2022

Resumen

La desnutrición impacta principalmente a niños antes de que alcancen los dos años de vida, produciendo daños físicos y cognitivos irreversibles en quienes la padecen, y afecta directamente en el progreso social y económico futuro de un país. La desnutrición crónica infantil afecta al 27,2% de los niños menores de 2 años en Ecuador, siendo el segundo país de la región con mayores índices de desnutrición crónica infantil considerando que el promedio latinoamericano es del 9%.

Desde 1986, Ecuador ha llevado adelante 6 mediciones relacionadas con salud y nutrición, que obtuvieron estimaciones estadísticas elaboradas en base a los resultados de encuestas dirigidas a hogares, cuyo nivel de inferencia sólo ha permitido presentar información a nivel nacional y en algunos casos provincial. La última medición en el país fue en el 2018 y muestra que existen disparidades según el nivel de riqueza y el área de residencia de los individuos. Contar con información de la prevalencia de desnutrición crónica infantil a niveles geográficos menores de desagregación, permitirá determinar y priorizar los grupos de población más vulnerables, asimismo, impulsar y focalizar las intervenciones en materia de salud y de desarrollo social previstas por el gobierno.

Este documento presenta una aplicación de un conjunto de técnicas, que permiten obtener estimaciones estadísticas eficientes para grupos de la población que no fueron parte del diseño inicial de una encuesta, conocidas como técnicas de estimación de áreas pequeñas (en inglés, small area estimation o SAE). Inicialmente, se evalúan los estimadores directos calculados directamente de la última encuesta de salud y nutrición. Luego, se utilizan modelos probabilísticos para mejorar las propiedades estadísticas de las estimaciones a nivel cantonal. Por último, se compara la estimación obtenida en un territorio con la información de una encuesta a hogares levantada por el país en el 2021 y se valida su utilización.

Abstract

Malnutrition mainly affects children before they reach two years of age, producing irreversible physical and cognitive damage in those who suffer from it, and directly affects the future social and economic progress of a country. Chronic child malnutrition affects 27,2% of children under 2 years of age in Ecuador, being the second country in the region with the highest rates of chronic child malnutrition considering that the Latin American average is 9%.

Since 1986, Ecuador has carried out 6 measurements related to health and nutrition, which obtained statistical estimates based on the results of household surveys, whose level of inference has only allowed presenting information at the national level and in some cases provincial. The last measurement in the country was in 2018 and shows that there are disparities according to the level of wealth and the area of residence of individuals. Having information on the prevalence of chronic child malnutrition at lower geographic levels of disaggregation will make it possible to determine and prioritize the most vulnerable population groups, as well as promote and focus the interventions in health and social development provided by the government.

This document presents an application of a set of techniques that allow obtaining efficient statistical estimates for population groups that were not part of the initial design of a survey, known as small area estimation (SAE) techniques. Initially, direct estimators calculated directly from the latest health and nutrition survey are evaluated. Probabilistic models are then used to improve the statistical properties of the estimates at the cantonal level. Finally, the estimate obtained in a territory is compared with the information from a household survey carried out by the country in 2021 and its use is validated.

Agradecimientos

A la Universidad de Cantabria y Fundación Carolina, por permitirme realizar mis estudios de Máster y contribuir a mi formación profesional.

De manera especial a Isabel mi directora, por el tiempo dedicado, la guía permanente y fundamentalmente por compartir conmigo su tiempo y conocimientos. Los resultados de este proyecto fueron posibles gracias a su dirección.

A cada uno de mis profesores, por la guía, tiempo y apoyo a lo largo de la carrera universitaria.

A mi familia, por su presencia y apoyo constante e incondicional.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Desnutrición crónica infantil en el Ecuador	1
1.2. Principales factores determinantes de la desnutrición crónica infantil	4
1.2.1. El embarazo	4
1.2.2. El nacimiento	5
1.2.3. Infancia y niñez temprana	5
1.2.4. Condiciones de vida	5
2. Metodología: Estimación en áreas pequeñas	6
2.1. Inferencia estadística bajo el diseño muestral	6
2.2. Estimación directa de la desnutrición crónica infantil	11
2.3. Estimación indirecta basada en modelos	12
2.3.1. Modelo a nivel de área	13
2.3.2. Modelo a nivel de individuo	13
2.3.3. Modelo lineal mixto	14
2.3.4. Mejor predictor lineal insesgado - BLUP	14
2.3.5. Modelo Multivariante Fay-Herriot	16
3. Estimación de la desnutrición crónica infantil en Ecuador a nivel cantonal	18
3.1. Estimadores directos	18
3.2. Fuentes de información	19
3.3. Estimación de la desnutrición crónica para niños menores a 5 años a nivel cantonal	23
3.3.1. Selección de predictores	24
3.3.2. EBLUPs basados en el modelo Fay-Herriot	27
3.3.3. Estimación en cantones con estimadores directos nulos	30
3.3.4. Mapa de prevalencia cantonal de la desnutrición crónica para niños menores a 5 años	35
3.4. Estimación de la desnutrición crónica para niños menores a 2 años a nivel cantonal	38
3.4.1. Selección de predictores	38
3.4.2. EBLUPs basados en el modelo Fay-Herriot	41
3.4.3. Estimación en cantones con estimadores directos nulos	44
3.4.4. Mapa de prevalencia cantonal de la desnutrición crónica para niños menores a 2 años	47
3.5. Estimación de la desnutrición crónica infantil a nivel cantonal aplicando un modelo multivariante Fay-Herriot	50
3.5.1. Estimaciones EBLUP basadas en modelos multivariantes para la desnutrición crónica infantil	52

3.5.2. Mapas cantonales de la prevalencia cantonal de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador	54
4. Conclusiones	57
Apéndice	58
A. Estimación directa provincial de la DCI.	58
B. Estimación directa cantonal de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador.	59
C. Estimaciones cantonales de la desnutrición crónica infantil para niños menores a 5 años.	65
D. Estimaciones cantonales de la desnutrición crónica infantil para niños menores a 2 años.	71
Bibliografía	77

Índice de figuras

1.1. Comparación de prevalencias de desnutrición crónica, en menores de cinco años, entre encuestas nacionales. FUENTE: Instituto Nacional de Estadística y Censos del Ecuador - 2019.	2
1.2. Comparación de prevalencias de desnutrición crónica, en menores de dos años, entre encuestas nacionales. FUENTE: Instituto Nacional de Estadística y Censos del Ecuador - 2019.	2
1.3. Prevalencias de desnutrición crónica en menores de cinco años por provincia y por quintil de ingreso. FUENTE: Instituto Nacional de Estadística y Censos del Ecuador - 2019.	3
3.1. Histograma (izquierda) y gráfico Q-Q de normalidad (derecha) de los estimadores directos de la desnutrición crónica en niños menores a 5 años para los cantones del Ecuador.	23
3.2. Relación entre las estimaciones directas y las variables auxiliares.	24
3.3. Resultados del ajuste de un modelo de regresión lineal múltiple para los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica.	25
3.4. Resultados del ajuste del modelo obtenido mediante el método de selección por pasos.	26
3.5. Valor de los coeficientes de la regresión Lasso.	26
3.6. Resultados del ajuste por mínimos cuadrados de un modelo de regresión lineal múltiple con los seis predictores seleccionados por el método Lasso.	27
3.7. Resultados del ajuste del modelo FH para la desnutrición crónica infantil, con los cuatro predictores seleccionados.	28
3.8. Resultados del ajuste del modelo FH para la desnutrición crónica infantil, con los tres predictores significativos.	28
3.9. Comparación entre las estimaciones directas y EBLUP.	29
3.10. Varianzas estimadas de los estimadores directos frente a MSEs estimados de los predictores EBLUP.	30
3.11. Histogramas de residuos condicionales EBLUP y efectos aleatorios predichos.	30
3.12. Log. tamaño muestral vs. Log. desviación estándar.	31
3.13. Resultados del ajuste del modelo de regresión múltiple al logaritmo de las desv. estándar de los estimadores directos, incluyendo todos los predictores.	32
3.14. Resultados del ajuste del modelo final obtenido usando un procedimiento de selección por pasos Stepwise.	32
3.15. Residuos vs. valores ajustados.	33
3.16. Gráfica Cuantil-Cuantil.	33
3.17. Desviaciones estándar observadas vs. predichas.	34

3.18. Comparación entre las estimaciones directas y EBLUP (izquierda). Varianzas estimadas de los estimadores directos y MSEs estimados de los predictores (derecha).	35
3.19. Mapa de la desnutrición crónica para niños menores de 5 años a nivel cantonal, obtenido mediante los estimadores EBLUP.	36
3.20. Histograma (izquierda) y gráfico Q-Q de normalidad (derecha) de los estimadores directos de la desnutrición crónica en niños menores a 2 años para los cantones del Ecuador.	38
3.21. Inspección de la relación entre las estimaciones directas y las variables auxiliares.	39
3.22. Resultados del ajuste de un modelo de regresión lineal múltiple con los todos predictores a los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica para menores de 2 años.	39
3.23. Resultados del ajuste del modelo obtenido mediante el método de selección por pasos para las tasas de desnutrición de menores de 2 años.	40
3.24. Resultados aplicando del ajuste por mínimos cuadrados del modelo de regresión lineal múltiple con los predictores seleccionados por el método Lasso.	40
3.25. Resultados aplicando el método de mínimos cuadrados en la regresión lineal múltiple con los predictores significativos dentro de los seleccionados con LASSO.	41
3.26. Resultados del ajuste del modelo FH para la estimación de la desnutrición crónica infantil, con los 2 predictores seleccionados.	41
3.27. Resultados del ajuste del modelo FH para estimación de la desnutrición crónica infantil en menores de 2 años, usando los 3 predictores seleccionados en el modelo para la desnutrición crónica infantil para menores de 5 años.	41
3.28. Comparación entre las estimaciones directas y EBLUP.	42
3.29. Varianza estimada del estimador directo vs. MSE estimado del estimador EBLUP.	43
3.30. Histogramas de residuos condicionales EBLUP y efectos aleatorios predichos.	43
3.31. Log. tamaño muestral vs. Log. desviación estándar.	44
3.32. Resultados del modelo de regresión lineal múltiple seleccionado para el logaritmo de las dev. estándar de los estimadores directos.	44
3.33. Residuos contra valores ajustados.	45
3.34. Gráfica Cuantil-Cuantil de los residuos del ajuste del modelo para el logaritmo de las dev. estándar.	45
3.35. Desviaciones estándar observadas vs. predichas.	46
3.36. Comparación entre las estimaciones directas y EBLUP (izquierda). Varianzas estimadas de los estimadores directos y MSEs estimados de los predictores (derecha).	47
3.37. Mapa de la desnutrición crónica para niños menores de 2 años a nivel cantonal, obtenido mediante los estimadores EBLUP.	48
3.38. Diagrama de dispersión para desnutrición crónica para menores de 2 años vs desnutrición crónica para menores de 5 años.	50
3.39. Estimaciones EBLUP basadas en modelo bivariante FH vs. estimaciones obtenidas mediante modelo univariante FH.	53
3.40. MSEs de los estimadores EBLUP basados en un modelo bivariante FH vs. modelo univariante FH.	53
3.41. MSEs estimados de los estimadores EBLUP basados en un modelo bivariante FH vs. varianza estimada de los estimadores directos.	54
3.42. Mapa de la desnutrición crónica para niños menores de 5 años a nivel cantonal, obtenido mediante los estimadores EBLUP basados en un modelo bivariante FH.	55
3.43. Mapa de la desnutrición crónica para niños menores de 2 años a nivel cantonal, obtenido mediante los estimadores EBLUP basados en un modelo bivariante FH.	56

Índice de cuadros

3.1. Estimación directa de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 2 años y de 5 años, a nivel nacional, por zonas rurales y urbanas.	19
3.2. Comparación de resúmenes de las estimaciones directas y EBLUP.	28
3.3. Comparación de las medidas de precisión estimadas de las estimaciones directas y EBLUP ($\times 10^4$).	29
3.4. Descriptiva de las varianzas estimadas de los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica infantil, incluyendo las varianzas predichas para los cantones donde eran cero.	34
3.5. Comparación de los pesos asignados a los estimadores directos vs. sintéticos (en porcentaje), en los nueve cantones con estimaciones nulas en la varianza.	35
3.6. Comparación de las medidas de la precisión estimadas de las estimaciones directas y EBLUP.	42
3.7. Medidas descriptivas de las varianzas estimadas de los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica infantil.	46
3.8. Comparación de los pesos asignados a los estimadores directos vs. sintéticos, en los 24 cantones con estimaciones nulas en la varianza.	47
3.9. Estimaciones de parámetros de regresión del modelamiento univariante de desnutrición crónica infantil para niños menores de 5 y 2 años.	51
3.10. Estimaciones de parámetros de regresión del modelamiento bivariante de desnutrición crónica infantil para niños menores de 5 y 2 años.	52
A.1. Estimación directa de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 2 años y de 5 años, a nivel provincial.	58
B.1. Estimación directa de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 2 años y de 5 años, a nivel cantonal.	64
C.1. Comparación de las estimaciones de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 5 años y sus medidas de precisión, a nivel cantonal.	70
D.1. Comparación de las estimaciones de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 2 años y sus medidas de precisión, a nivel cantonal.	76

Capítulo 1

Introducción

Según la revista *The Lancet* (2019) [19] en su serie sobre "La doble carga de la malnutrición", más de 3,5 millones de madres y niños menores de cinco años mueren innecesariamente cada año como consecuencia de la desnutrición, millones más quedan discapacitados física o mentalmente de forma permanente debido a una inadecuada ingesta alimentaria durante los primeros meses de vida. La desnutrición afecta en especial a los niños antes de que alcancen los dos años de vida; si están desnutridos, pueden sufrir daños físicos y cognitivos irreversibles, lo que afecta su salud y bienestar en el presente y tiene consecuencias en el progreso social y económico futuro. Las consecuencias de una nutrición deficiente continúan en la edad adulta y también afecta a la próxima generación, ya que, las niñas y mujeres desnutridas tienen mayor riesgo de tener hijos desnutridos.

La desnutrición describe una condición patológica, consecuencia del desequilibrio en el estado nutricional, y puede deberse a un déficit en la ingesta de nutrientes o a una alteración en la utilización de estos nutrientes en el organismo. La desnutrición es, del mismo modo, un factor de riesgo que incrementa la prevalencia de mortalidad y morbilidad en las poblaciones, disminuyendo la capacidad y, en general, la calidad de vida, lo que refleja en elevados costos sociales (Vallejo-Solarte ME et al., 2016) [33].

Según la Organización Mundial de la Salud, existen cuatro subformas de desnutrición: emaciación, retraso del crecimiento, insuficiencia ponderal y deficiencias de vitaminas y minerales. La desnutrición hace que los niños, en particular, sean mucho más vulnerables a las enfermedades y la muerte (OMS, 2021) [8]. La desnutrición se mide y determina a través de medidas antropométricas –peso o estatura– y la edad. La desnutrición crónica se define como un retardo de altura para la edad, generalmente asociada a situaciones de pobreza, mala salud y nutrición materna, enfermedades frecuentes y/o alimentación y cuidados inadecuados de lactantes y niños pequeños en las primeras etapas de la vida. El retraso del crecimiento impide que los niños alcancen su potencial físico y cognitivo.

Un niño con desnutrición crónica tiene una talla inferior a la estándar para su edad, por ejemplo, puede tener 4 años, pero parecer de 2, lo cual dificulta su detección y puede permanecer invisibilizada. Una vez que el retraso en el crecimiento es diagnosticado, no hay marcha atrás. Por eso es clave apuntar a la prevención y comprender la dimensión de la problemática (UNICEF Ecuador, 2021) [10].

1.1. Desnutrición crónica infantil en el Ecuador

La desnutrición crónica infantil (DCI) es uno de los principales problemas de salud pública del Ecuador, donde 3 de cada 10 niños menores de 2 años la padecen. Es el segundo país con

mayor proporción de América Latina y el Caribe, después de Guatemala.

En el país se reportan mediciones de desnutrición crónica infantil para niños menores de cinco años, desde 1984. Las cifras corresponden a estimaciones estadísticas que se han elaborado en base a los resultados de encuestas dirigidas a hogares, cuyo nivel de inferencia sólo ha permitido presentar información a nivel nacional y en algunos casos provincial.

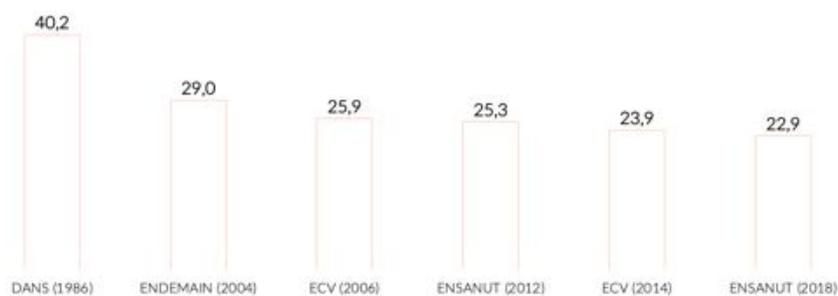


Figura 1.1: Comparación de prevalencias de desnutrición crónica, en menores de cinco años, entre encuestas nacionales. FUENTE: Instituto Nacional de Estadística y Censos del Ecuador - 2019.

Entre la población que se autoidentifica como indígena, la situación es todavía más grave. Según la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT) de 2018, cuatro de cada diez niños (casi la mitad de todos los del área rural) sufre este tipo de desnutrición. Desde 1993, Ecuador ha llevado adelante alrededor de 12 programas o proyectos relacionados con salud y nutrición, pero la curva en menores de cinco años no ha presentado cambios significativos. Entre 2014 y 2018, incluso incrementó de 24,8 % a 27,2 % en menores de dos años.

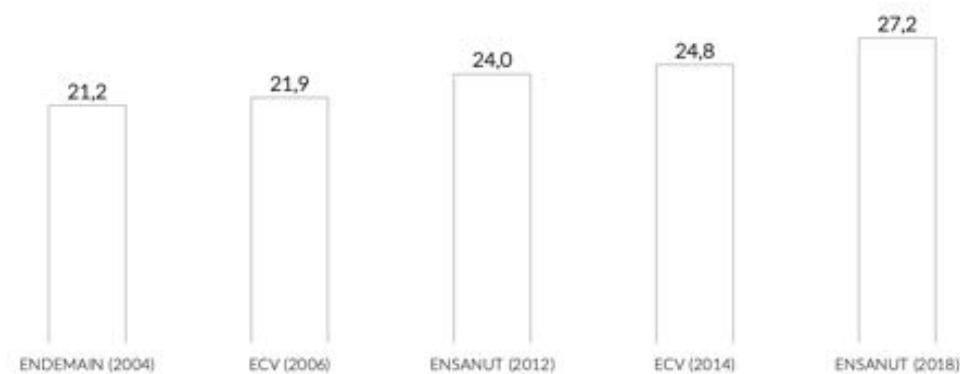


Figura 1.2: Comparación de prevalencias de desnutrición crónica, en menores de dos años, entre encuestas nacionales. FUENTE: Instituto Nacional de Estadística y Censos del Ecuador - 2019.

El retraso en el crecimiento es una señal clara de que los niños en un país no se están desarrollando bien y a la vez un síntoma de privaciones pasadas y un predictor de pobreza en el futuro. Un niño o niña con desnutrición crónica está más propenso a desarrollar problemas de aprendizaje en la etapa escolar, sobrepeso, obesidad y enfermedades no transmisibles, como hipertensión o diabetes en la vida adulta, y dificultades para insertarse en el mercado laboral.

La desnutrición, además, tiene un fuerte impacto en el desarrollo económico y social de los países. En Ecuador los gastos asociados a la malnutrición —como salud, educación y pérdida de

productividad— representan alrededor del 4,3% del producto interno bruto (UNICEF Ecuador, 2021) [10]. La desnutrición crónica afecta a los niños más marginados. Más allá del estimador nacional, existen disparidades según el nivel de riqueza y el área de residencia de los individuos. En el Ecuador, según la ENSANUT - 2018 una cuarta parte de los niños menores de 5 años en zonas rurales (28,7%) sufre desnutrición crónica, en comparación con una quinta parte de los que viven en zonas urbanas (20,1%). Del mismo modo, los menores de 5 años que viven en las comunidades más pobres tienen el doble de probabilidades de sufrir desnutrición crónica que los que viven en las comunidades más ricas.

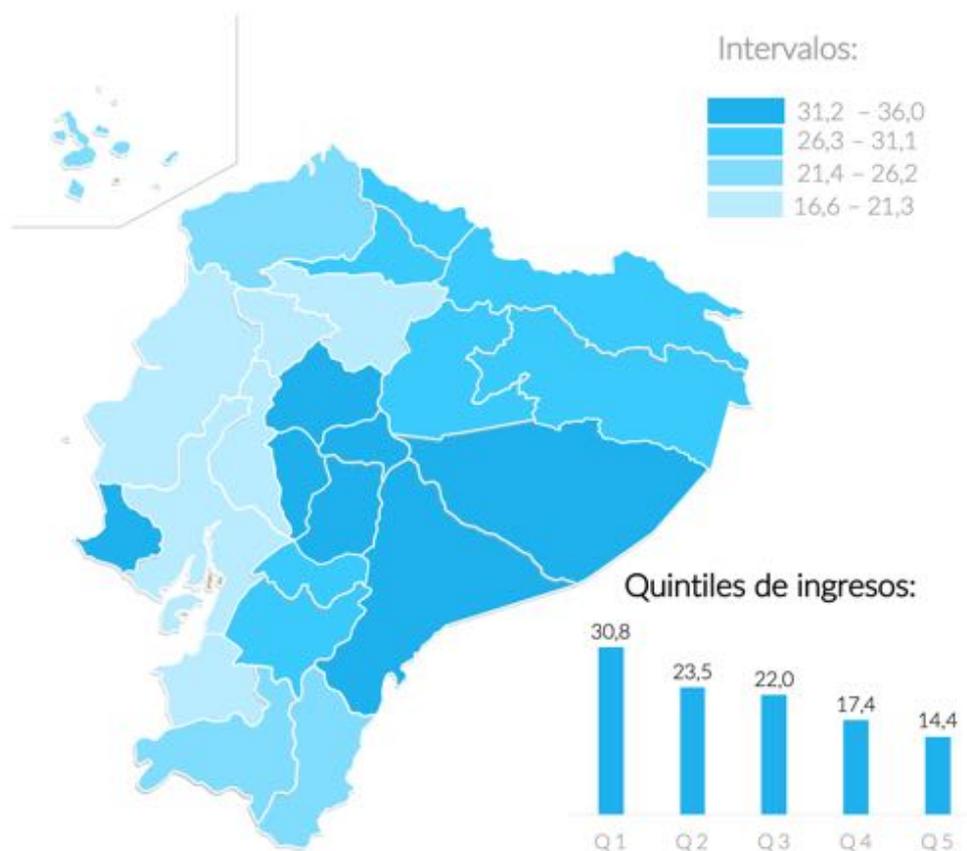


Figura 1.3: Prevalencias de desnutrición crónica en menores de cinco años por provincia y por quintil de ingreso. FUENTE: Instituto Nacional de Estadística y Censos del Ecuador - 2019.

Contar con información de la prevalencia de desnutrición crónica infantil a niveles geográficos menores de desagregación, permitirá determinar y priorizar los grupos de población más vulnerables, asimismo, impulsar y focalizar las intervenciones en materia de salud y de desarrollo social previstas por el gobierno.

1.2. Principales factores determinantes de la desnutrición crónica infantil

De acuerdo al informe mundial *Improving Child Nutrition: The achievable imperative for global progress*, publicado por UNICEF en 2013 [30], el momento más crucial para satisfacer las necesidades nutricionales de un niño es durante los 1,000 primeros días de existencia, contados desde el embarazo de la madre hasta el segundo cumpleaños del infante. Los datos de 54 países de ingresos bajos-medios indican que las deficiencias de crecimiento comienzan durante el embarazo y continúan hasta aproximadamente los 24 meses de edad. La posibilidad de recuperar el crecimiento más adelante es mínima: el daño causado es, en gran parte, irreversible. El estado nutricional de las mujeres al momento de la concepción y durante el embarazo, es fundamental tanto para la salud de la madre como para asegurar un crecimiento y desarrollo fetal saludables. Las madres desnutridas tienen mayor probabilidad de dar a luz niños con bajo peso al nacer que las madres nutridas de manera adecuada. Los recién nacidos con restricción en el crecimiento fetal tienen un mayor riesgo de sufrir un retraso en el crecimiento a los 24 meses y de contraer algunas enfermedades crónicas no transmisibles en edad adulta.

Así, la desnutrición crónica es un proceso gradual, acumulativo y crónico que se inicia en la concepción y se desarrolla, sobre todo, en los dos primeros años de vida. De acuerdo a lo fundamentado por la iniciativa *BabyWash* [32] promulgada por la UNICEF en 2020, el retraso en el crecimiento tiene graves consecuencias a corto y largo plazo para los niños en su infancia y vida adulta, y las causas son múltiples y complejas, no se limitan únicamente a la ingesta diaria. Las condiciones sanitarias y de higiene deficientes son una de las principales causas de la desnutrición crónica infantil. El entorno doméstico en que se desarrollan y crecen los niños influye en gran medida en su estado nutricional. Enfermedades como la diarrea, la enteropatía ambiental o las condiciones socioeconómicas del hogar, son algunas de las vías que relacionan unas pobres condiciones higiénicas con el retraso del crecimiento infantil, tanto de forma directa como indirecta.

Tomando en consideración lo expuesto, existen varios factores que provocan que la desnutrición sea un tema de gran preocupación pública: insuficiente atención durante el embarazo, condiciones prenatales precarias, acceso a alimentos básicos, acceso y calidad del agua que reciben los hogares, condiciones inadecuadas de saneamiento, etcétera. Con el propósito de organizar de una forma esquemática la información en este documento, las siguientes secciones describen los factores relevantes asociados a la desnutrición crónica infantil, para cada una de las tres etapas de vida en el desarrollo infantil. También se incluye como aspecto transversal las condiciones de vida de las familias de los niños.

1.2.1. El embarazo

La iniciativa no gubernamental *Thousand days* [29], señala que el cerebro de un niño comienza a crecer muy temprano en el embarazo y se desarrolla a una velocidad asombrosa. En la cuarta semana de embarazo, el cerebro tiene aproximadamente 10,000 células; para la semana 24, contiene 10 mil millones. La nutrición que recibe un bebé de su madre a través de su dieta es el combustible que impulsa gran parte de esta increíble transformación. La administración de nutrientes como el ácido fólico, el hierro, el zinc y el yodo, así como las proteínas y los ácidos grasos, juegan un papel fundamental en la nutrición de la madre gestante. Cuando uno o más de estos están ausentes durante el embarazo, un bebé podría estar en riesgo de sufrir retrasos en el desarrollo, defectos de nacimiento y déficits cognitivos. Debido a que la dieta de una madre y sus reservas de nutrientes son la única fuente de nutrición para un bebé en desarrollo, es fundamental

que las mujeres reciban la atención médica y los alimentos nutritivos que necesitan antes y durante el embarazo. Por otro lado, según la serie de *The Lancet* sobre desnutrición materno-infantil (2013), los embarazos en adolescentes tienen un mayor riesgo de complicaciones y mortalidad en madres y niños y resultados menos favorables en el nacimiento que en los embarazos de mujeres mayores. Además, los embarazos en adolescentes retrasa y estanca el crecimiento de las niñas.

1.2.2. El nacimiento

Para un niño con peso bajo al nacer (menor a 2500 gramos) el riesgo de desnutrición crónica es de 1,53 veces más alto en relación a los niños que tuvieron un peso adecuado al nacer (mayor de 2500 gramos) (Callisaya-Mejía, 2011) [9]. Los niños que presentan bajo peso al nacer sufren de alta incidencia de morbilidad y mortalidad de enfermedades infecciosas, dando como consecuencias un crecimiento retardado, afectación del desarrollo cognitivo y enfermedades crónicas en la adultez. Los bebés llamados prematuros son aquellos que nacen antes de la semana 37 de embarazo. Se ha reportado que aproximadamente el 60% de los nacidos con bajo peso son prematuros. Los principales factores de riesgo asociados al bajo peso al nacer son: padres con baja estatura, desnutrición materna durante el embarazo y edad de la madre (mujeres adolescentes presentan mayor riesgo).

1.2.3. Infancia y niñez temprana

La serie *the Lancet* sobre *desnutrición materno-infantil* [18] examina el impacto a largo plazo que puede producir una ingesta alimenticia deficiente en la niñez. Los datos y el análisis de material publicado confirman una fuerte asociación entre la desnutrición materno-infantil y la baja estatura en la edad adulta, la deserción escolar y la reducción del potencial económico. De acuerdo a UNICEF [31], el estado nutricional de un niño se ve influenciado por tres factores principales: la alimentación, la salud, y el cuidado y atención. Las condiciones de vida de los individuos se optimizan cuando niños y madres tienen acceso a: alimentación asequible, diversa y rica en nutrientes; prácticas adecuadas de cuidado materno-infantil; servicios de salud apropiados y accesibles; y un entorno saludable que incluya agua potable, el saneamiento y buenas prácticas de higiene. A nivel general, los menores de 5 años que viven en las comunidades más pobres tienen el doble de probabilidades de sufrir desnutrición crónica que los que viven en las comunidades más ricas. Las intervenciones exitosas reportadas incluyen: mejorar las condiciones de vida, higiene y acceso de servicios básicos de los hogares; implementar una correcta nutrición de las mujeres, especialmente antes, durante y después del embarazo; la lactancia materna temprana y exclusiva durante los primeros 6 meses; la alimentación complementaria a tiempo, segura, y de buena calidad de los 6 a los 24 meses; y una ingesta adecuada de micronutrientes.

1.2.4. Condiciones de vida

Si bien la falta de alimentos adecuados y suficientes para la edad de un niño es uno de los determinantes, existen otras causas como: la calidad de agua que se consume en el hogar, saneamiento e higiene adecuados y las condiciones de la vivienda en las que se habita. Si un niño consume agua contaminada puede provocarle diarrea o parasitosis. Estas enfermedades le impiden absorber los nutrientes. Si la diarrea se presenta de forma reiterada en los primeros dos años de vida, un niño tiende a desarrollar desnutrición crónica o retraso en talla. Además, el acceso a atención sanitaria y médica es fundamental. Cuando la atención sanitaria es escasa y los niños no reciben la atención que necesitan para su edad, es muy difícil detectar posibles casos de desnutrición (UNICEF Ecuador, 2021) [10]. Las revisiones rutinarias de peso y estatura son una de las herramientas principales para diagnosticar si un niño está desnutrido.

Capítulo 2

Metodología: Estimación en áreas pequeñas

La inferencia estadística es un tipo de razonamiento que procede de lo concreto a lo general, intentando extraer conclusiones sobre los parámetros de una población a partir de la información contenida en los estadísticos de una muestra de esa población (Pardo y San Martín, 1994) [23].

La posibilidad de producir información desde una muestra de la población, en lugar de generarla a partir de cada uno de los individuos de ese universo, cuenta con importantes beneficios, entre los que se destacan: i) optimización de recursos económicos, ii) mayor inclusión de temas a indagar, iii) mayor y mejor control de calidad en los procesos de producción, entre otros. Sin embargo, una de sus características y que a su vez se convierte en una limitación, es la capacidad de generar estimaciones estadísticas únicamente para un cierto nivel de agrupamiento de sus individuos.

Este nivel de agrupamiento es definido en la fase de planificación de una investigación, y entre otras cosas permite establecer el número necesario de individuos que van a ser considerados en la muestra a estudiar. Esto hace que, a posteriori, resulte imposible obtener información confiable para grupos de la población en niveles menores de agrupamiento, los cuales inicialmente no fueron considerados como prioritarios para el análisis de resultados. De manera que, para estos grupos en niveles menores no se les asignó un número suficiente de individuos que permitiera obtener estimaciones confiables.

La estimación de áreas pequeñas corresponde a un conjunto de técnicas diseñadas, que permiten obtener estimaciones estadísticas eficientes para grupos de la población que son parte de aquellos niveles menores de agrupamiento.

2.1. Inferencia estadística bajo el diseño muestral

La inferencia estadística hace referencia a métodos y procedimientos estadísticos que permiten extraer conclusiones respecto a una población basándose en la información contenida en una muestra de la misma.

La inferencia estadística clásica basada en el diseño muestral, descrita por autores tales como Hansen, Hurwitz and Madow (1953) [13], Kish (1965) [17] y Cochran (1975) [2], requiere la existencia de un marco de muestreo completo, actualizado y exhaustivo, y además aleatoriedad en la selección de los individuos a investigar.

Mediante la adecuada planificación y selección de una muestra, es posible estimar características desconocidas de la población (tales como la media poblacional, la varianza, etc.), denominados parámetros poblacionales, a partir del conocimiento de las correspondientes cantidades muestrales (tales como la media muestral, la varianza muestral, etc.), denominados estadísticos muestrales.

Para facilitar la comprensión de este documento, introduciremos los conceptos principales de la inferencia bajo el diseño muestral:

Definición 1 (*Población*) Se la conoce también como *Universo*, es un conjunto de N unidades sobre los que se desea realizar el estudio y de la cual interesa obtener información sobre una o más características. Se representa por $\mathbf{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$.

El conjunto de valores de cada uno de los elementos de la población respecto a cierta característica \mathcal{Y} objeto de estudio se denota por $\{\mathcal{Y}_1, \mathcal{Y}_2, \dots, \mathcal{Y}_N\}$, donde \mathcal{Y}_k denota el valor del elemento u_k con respecto a la característica \mathcal{Y} .

Definición 2 (*Parámetro poblacional*) es una función real de los valores $\{\mathcal{Y}_1, \mathcal{Y}_2, \dots, \mathcal{Y}_N\}$ asociados a cada elemento de la población, y se representa por $\delta = h(\mathcal{Y}_1, \mathcal{Y}_2, \dots, \mathcal{Y}_N)$.

Definición 3 (*Muestra*) es una colección de unidades de la población \mathbf{U} y se representa por $s = \{\iota_1, \iota_2, \dots, \iota_n\}$. El número de elementos n en una muestra es el tamaño de la muestra.

Definición 4 (*Diseño muestral*) Un diseño muestral es un par (S, P) , donde S es un conjunto de muestras y P es una distribución de probabilidad definida sobre S , tal que: i) $P(s) > 0$, para todo $s \in S$; ii) cada una de las unidades de la población \mathbf{U} están incluidas en al menos una muestra de S .

Una muestra seleccionada de acuerdo a un diseño muestral $d = (S, P)$ es denominada muestra probabilística. Cada muestra s posee una probabilidad conocida de ser seleccionada, de forma que $P(\cdot)$ es una distribución de probabilidad definida sobre el conjunto S , de la forma:

$$P(s) : S \rightarrow [0, 1]$$

tal que:

$$P(s) > 0, \forall s \in S$$

$$\sum_{s \in S} P(s) = 1$$

Definición 5 (*Probabilidad de inclusión*) Sea $d = (S, P)$ un diseño muestral y s la muestra seleccionada. Una unidad cualquiera de la población u_i ($i = 1, \dots, N$) puede pertenecer o no a la muestra s . Para representar la inclusión o no a la muestra, se define la variable indicador de pertenencia a la muestra s como:

$$e_i = \begin{cases} 1 & \text{si } u_i \in s, \\ 0 & \text{caso contrario;} \end{cases} \text{ con } i = (1, 2, \dots, N).$$

Así, e_i es una variable aleatoria definida sobre S y su distribución de probabilidad viene dada por:

$$P[e_i = 1] = \sum_{s \in S, u_i \in s} P(s) = \pi_i$$

Por tanto, π_i es la probabilidad de que el elemento u_i esté en la muestra s , y se denomina probabilidad de inclusión.

Además, la varianza y la esperanza de e_i vienen dadas por:

$$E(e_i) = \pi_i, \text{Var}(e_i) = \pi_i(1 - \pi_i).$$

Definición 6 (Estadístico) *Un estadístico es una función medible T sobre los elementos de una muestra aleatoria.*

Por tanto, un estadístico es una variable aleatoria, y sirve para estimar parámetros de la población.

Definición 7 (Estimador) *Un estimador es un estadístico usado para estimar un parámetro desconocido de la población. Por tanto, un estimador es una variable aleatoria, cuyos posibles valores pertenecen al espacio de posibles valores del parámetro. Se representa como $\hat{\delta}(s)$.*

Definición 8 (Sesgo) *Sea $d = (S, P)$ un diseño muestral. Un estimador $\hat{\delta}(s)$ es insesgado para el parámetro δ con respecto al diseño muestral d si:*

$$E_p[\hat{\delta}(s)] = \sum_{s \in S} \hat{\delta}(s) P(s) = \delta.$$

La diferencia $E_p[\hat{\delta}(s)] - \delta$ es llamada el **sesgo** de $\hat{\delta}(s)$ al estimar δ con respecto al diseño muestral. Se dice que un estimador $\hat{\delta}(s)$ de δ es **asintóticamente insesgado** cuando el tamaño muestral n tiende a infinito, si:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E_p[\hat{\delta}(s)] = \delta.$$

En este esquema, se ha definido una característica \mathcal{Y} en una población $\mathbf{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$ que toma el valor \mathcal{Y}_i sobre la unidad u_i (con $i = 1, 2, \dots, N$), dando lugar al conjunto de valores $\{\mathcal{Y}_1, \mathcal{Y}_2, \dots, \mathcal{Y}_N\}$. Un parámetro poblacional es una función $\delta = h(\mathcal{Y}_1, \mathcal{Y}_2, \dots, \mathcal{Y}_N)$ de los N valores. Se selecciona aleatoriamente una muestra s de unidades $s = \{\iota_1, \iota_2, \dots, \iota_n\}$ y se considera los valores $\{\mathcal{Y}_{s_1}, \mathcal{Y}_{s_2}, \dots, \mathcal{Y}_{s_n}\}$ que le atribuye la característica \mathcal{Y} en estudio sobre los elementos de la muestra. A partir de estos valores se estimará el parámetro poblacional δ mediante un estimador $\hat{\delta}$, con $\hat{\delta}(s)$ basado en los valores \mathcal{Y}_{s_j} (con $j = 1, 2, \dots, n$) que miden la característica \mathcal{Y} sobre las unidades de la muestra s .

Ahora, para cada unidad u_i de la población se define una característica \mathcal{A} que toma el valor $\mathcal{A}_i = 1$ si la unidad u_i pertenece a una clase determinada y que toma el valor 0 si la unidad u_i no pertenece a dicha clase. Es posible determinar el total de elementos de la población que pertenecen a la mencionada clase (total de la clase) y la proporción de elementos de la población que pertenecen dicha clase.

Parámetros poblacionales habituales son los siguientes:

i) Total poblacional:

$$Y = \sum_{i=1}^N Y_i$$

ii) Media poblacional:

$$\bar{Y} = \sum_{i=1}^N \frac{Y_i}{N}$$

iii) Total de la clase:

$$\mathcal{A} = \sum_{i=1}^N \mathcal{A}_i$$

iv) Proporción de la clase:

$$P = \sum_{i=1}^N \frac{\mathcal{A}_i}{N}$$

Estos parámetros poblacionales pueden expresarse como una suma de elementos:

$$\delta = \sum_{i=1}^N X_i$$

donde:

$X_i = Y_i$ para el total poblacional,

$X_i = \frac{Y_i}{N}$ para la media poblacional,

$X_i = \mathcal{A}_i$ para el total de clase,

$X_i = \frac{\mathcal{A}_i}{N}$ para la proporción de clase.

Para parámetros lineales en los valores de la variable de interés en las unidades de la población como estos, estimadores con buenas propiedades son los estimadores lineales insesgados en los valores de la muestra s . Reordenando las unidades de la población, poniendo en primer lugar las n de la muestra, estos estimadores tienen la forma:

$$\hat{\delta} = \sum_{i=1}^n \alpha_i X_i.$$

El estimador $\hat{\delta}$ es insesgado para δ , si verifica:

$$E_p \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i X_i \right) = E_p \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i X_i e_i \right) = \sum_{i=1}^N \alpha_i X_i \pi_i = \sum_{i=1}^N X_i,$$

y por tanto los valores α_i que proporcionan un estimador insesgado son:

$$\alpha_i = \frac{1}{\pi_i}, \forall i,$$

donde π_i es la probabilidad de que un individuo i esté en la muestra s de tamaño n . Por tanto, la expresión del estimador lineal e insesgado para δ es:

$$\hat{\delta}_{HT} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\pi_i} X_i.$$

Este estimador se conoce como estimador de **Horvitz-Thompson**. El estimador de Horvitz-Thompson es insesgado, si $\pi_i > 0$:

$$E_p \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{\pi_i} X_i \right) = E_p \left(\sum_{i=1}^N \frac{X_i}{\pi_i} e_i \right) = \sum_{i=1}^N \frac{X_i}{\pi_i} E_p(e_i) = \sum_{i=1}^N \frac{X_i}{\pi_i} \pi_i = X.$$

Ahora, para cada $i, j = 1, 2, \dots, N$ con $i \neq j$, considere la variable aleatoria producto $e_i e_j$, tal que:

$$e_i e_j = \begin{cases} 1 & \text{si } (u_i, u_j) \in s \text{ con probabilidad } \pi_{ij} \\ 0 & \text{si } (u_i, u_j) \notin s \text{ con probabilidad } 1 - \pi_{ij}, \end{cases}$$

de manera que

$$E_p(e_i e_j) = \pi_{ij}, \quad Cov(e_i e_j) = \pi_{ij} - \pi_i \pi_j.$$

Ahora,

$$\begin{aligned} Var_p(\hat{\delta}_{HT}) &= Var_p \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{\pi_i} X_i \right) = Var_p \left(\sum_{i=1}^N \frac{X_i}{\pi_i} e_i \right) \\ &= \sum_{i=1}^N Var_p \left(\frac{X_i}{\pi_i} e_i \right) + 2 \sum_{i=1}^N \sum_{j>i}^N Cov_p \left(\frac{X_i}{\pi_i} e_i, \frac{X_j}{\pi_j} e_j \right) \\ &= \sum_{i=1}^N \frac{X_i^2}{\pi_i^2} Var_p(e_i) + 2 \sum_{i=1}^N \sum_{j>i}^N \frac{X_i}{\pi_i} \frac{X_j}{\pi_j} Cov_p(e_i, e_j) \\ &= \sum_{i=1}^N \frac{X_i^2}{\pi_i^2} \pi_i (1 - \pi_i) + 2 \sum_{i=1}^N \sum_{j>i}^N \frac{X_i}{\pi_i} \frac{X_j}{\pi_j} (\pi_{ij} - \pi_i \pi_j). \end{aligned}$$

Si $\pi_{ij} > 0$ para todo (i, j) , entonces un estimador insesgado para $Var_p(\hat{\delta}_{HT})$ viene dado por

$$\hat{Var}_p(\hat{\delta}_{HT}) = \sum_{i=1}^n \frac{X_i^2}{\pi_i^2} (1 - \pi_i) + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j>i}^n \frac{X_i}{\pi_i} \frac{X_j}{\pi_j} \frac{(\pi_{ij} - \pi_i \pi_j)}{\pi_i}.$$

Dado que

$$\begin{aligned} E_p \left[\hat{Var}_p(\hat{\delta}_{HT}) \right] &= E_p \left[\sum_{i=1}^n \frac{X_i^2}{\pi_i^2} (1 - \pi_i) \right] + 2 E_p \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j>i}^n \frac{X_i}{\pi_i} \frac{X_j}{\pi_j} \frac{(\pi_{ij} - \pi_i \pi_j)}{\pi_i} e_i e_j \right] \\ &= E_p \left[\sum_{i=1}^N \frac{X_i^2}{\pi_i^2} (1 - \pi_i) e_i \right] + 2 E_p \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j>i}^N \frac{X_i}{\pi_i} \frac{X_j}{\pi_j} \frac{(\pi_{ij} - \pi_i \pi_j)}{\pi_i} e_i e_j \right] \\ &= \sum_{i=1}^N \frac{X_i^2}{\pi_i} (1 - \pi_i) + 2 \sum_{i=1}^N \sum_{j>i}^N \frac{X_i}{\pi_i} \frac{X_j}{\pi_j} (\pi_{ij} - \pi_i \pi_j) = Var_p(\hat{\delta}_{HT}). \end{aligned}$$

De acuerdo a Särndal, Swensson and Wretman (1992) [28], ecuación (5.8.5), cuando no se disponen de las probabilidades de inclusión de segundo orden, para ciertos tipos de diseño muestral se verifica la aproximación

$$\pi_{ij} \cong \pi_j \pi_i, i \neq j,$$

que es exacta para el muestreo de Poisson. Usando dicha aproximación, se obtiene

$$Var_p(\hat{\delta}_{HT}) = \sum_{i=1}^n \frac{X_i^2}{\pi_i^2} (1 - \pi_i).$$

2.2. Estimación directa de la desnutrición crónica infantil

La desnutrición se mide a través de las medidas antropométricas –peso o longitud/talla– y la edad. La antropometría es una técnica que mide las proporciones del cuerpo humano y que permite evaluar el estado físico de las personas, especialmente el crecimiento y desarrollo de los niños. Los índices antropométricos comúnmente usados son peso para la longitud, la longitud para la edad y el peso para la edad. La **desnutrición crónica infantil** se define como un retardo de altura en relación a los estándares esperados para su edad de acuerdo a los patrones de crecimiento infantil establecidos por la Organización Mundial de la Salud (OMS,2006) [22].

La práctica recomendada por la OMS (1995) [7], y que queda explicada en su texto *El Estado Físico, Uso e Interpretación de la Antropometría*, es expresar los índices antropométricos en términos de puntuaciones z , que se pueden usar para comparar a un individuo con una población de referencia.

En estudios anteriores, se ha verificado que la longitud de una población tiene una distribución normal. El diagnóstico nutricional se lleva a cabo mediante la comparación de las mediciones de los individuos con una población normal de referencia. Estas poblaciones de referencia se construyen a partir de la medición de un número representativo de sujetos pertenecientes a cada grupo de edad y sexo, seleccionados entre la población que vive en un ambiente saludable¹.

El puntaje z es la desviación del valor de la longitud de un individuo desde el valor de la mediana de la estatura de una población de referencia para sexo y edad, dividida entre la desviación estándar (sd) de la estatura de la referencia poblacional, de acuerdo a las tablas de patrones de crecimiento de la OMS (OMS,2006) [22]. La forma de cálculo es la siguiente:

$$z_i = \frac{\text{longitud actual}_i - \text{mediana de referencia}}{sd}.$$

La clasificación de un individuo con desnutrición crónica se realiza mediante el cálculo de los puntajes z y estableciendo valores límites para los mismos. Si para un individuo menor a 5 años, el valor de este índice está por debajo de -2 , eso indica que su longitud se encuentra a menos dos desviaciones estándar de la mediana de la población de referencia, por tanto se interpreta como un estado de desnutrición crónica del individuo. Además, y de acuerdo a las instrucciones

¹Existe evidencia que el crecimiento de la longitud y el peso de niños sanos y bien alimentados con distintos antecedentes étnicos y de continentes diferentes, es muy similar hasta los cinco años de edad. De manera que, las variaciones que se obtengan de comparar la población local con la población de referencia están vinculadas a variables ambientales, socioeconómicas y sanitarias. Referencia: El Estado Físico, Uso e Interpretación de la Antropometría. (1995). Organización Mundial de la Salud.

emitidas por la OMS, en este procedimiento se corrigen los valores extremos para este indicador; así se eliminan los valores que están fuera del intervalo $-6,0$ y $+6,0$ desviaciones estándar.

En este trabajo, consideramos que la población objetivo \mathbf{U} (niños menores de 5 años en Ecuador) de tamaño N , que está dividida en D subpoblaciones (las áreas donde se desea estimar, en este caso cantones en el país) de tamaños poblacionales N_1, N_2, \dots, N_D . Sea H_{di} una variable binaria, que toma el valor 1 si el individuo i en el área d se encuentra en estado de desnutrición crónica y 0 en caso contrario, $i = 1, \dots, N_d$, $d = 1, \dots, D$. Así, la proporción P_d de individuos del área d que presentan desnutrición crónica es:

$$P_d = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} H_{di}, d = 1, \dots, D.$$

La muestra s de tamaño n obtenida de la población, también está distribuida entre las D subpoblaciones o áreas, con tamaños de muestra n_1, n_2, \dots, n_D . Sea π_{di} la probabilidad de inclusión del individuo i en la muestra del área d y $w_{di} = \pi_{di}^{-1}$ el peso muestral del mismo individuo.

El estimador insesgado con respecto al diseño muestral de la proporción P_d de individuos afectados por desnutrición crónica del área d , es el estimador de Horvitz-Thompson (HT) que requiere conocer el tamaño del área N_d y los pesos muestrales w_{di} . Bajo el muestreo es aleatorio simple dentro del área d , el peso muestral es $w_{di} = N_d/n_d$ para todos los individuos, y por tanto este estimador se reduce a:

$$\hat{P}_d = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{n_d} w_{di} H_{di} = \frac{1}{n_d} \sum_{i=1}^{n_d} H_{di}.$$

Un estimador de la varianza del estimador de HT bajo diseños muestrales en los que las probabilidades de inclusión de segundo orden se pueden aproximar por el producto de probabilidades de inclusión de primer orden, es:

$$Var_p(\hat{P}_d) = \frac{1}{N_d^2} \sum_{i=1}^{n_d} w_{di} (w_{di} - 1) H_{di}^2.$$

2.3. Estimación indirecta basada en modelos

Los métodos directos de estimación utilizan únicamente información del área. Por el contrario, los métodos indirectos toman prestada información de las demás áreas asumiendo ciertas hipótesis de homogeneidad entre ellas (un modelo que usa información auxiliar, con parámetros comunes para todas las áreas). Esto conlleva un aumento de la eficiencia de los estimadores (disminución en el error de muestreo).

Un tipo de estimadores indirectos son los estimadores sintéticos. Un estimador sintético es aquel que considera que las áreas son homogéneas en el sentido de poseer parámetros comunes, sin permitir ningún grado de heterogeneidad entre ellas. Estos estimadores asumen hipótesis demasiado fuertes que son poco probables en la práctica. Por tanto estos estimadores pueden tener un sesgo considerable.

Un conjunto de estimadores indirectos más sofisticados que los sintéticos son los estimadores basados en modelos que incluyen efectos aleatorios de las áreas. Estos efectos aleatorios incorporan heterogeneidad entre áreas no explicada por las variables auxiliares consideradas. Los efectos

aleatorios proporcionan a los estimadores la buena propiedad de poder escribirse como estimadores compuestos, que tienden a un estimador directo para las áreas con tamaño muestral suficiente. Dada la dificultad para acceder a todas las variables auxiliares que expliquen completamente la heterogeneidad entre las áreas, los estimadores basados en modelos con efectos aleatorios son más realistas que los estimadores sintéticos que no consideran dichos efectos aleatorios.

Los modelos más utilizados en estimación en áreas pequeñas se pueden clasificar como modelos de nivel de área y modelos de nivel de unidad (Rao y Molina 2015 [16]; Rahman 2009a [1]). En el primer tipo de modelos, la información sobre la variable respuesta está disponible sólo a nivel de área, y en el segundo tipo de modelos, los datos están disponibles a nivel de unidad o encuestado. Los modelos a nivel de área y unidad son casos particulares de modelos lineales mixtos.

2.3.1. Modelo a nivel de área

Fay y Herriot (1979) [27] utilizaron un modelo a dos niveles para estimar el ingreso per cápita en áreas pequeñas con un tamaño poblacional de menos de 1000 individuos. Este modelo se conoce como modelo Fay-Herriot.

Sea $\mathbf{x}_d = (x_{1d}, x_{2d}, \dots, x_{pd})'$ un vector de p variables auxiliares para la d -ésima área, $d = 1, \dots, D$. El modelo básico a nivel de área se puede expresar de la siguiente forma:

$$\delta_d = \mathbf{x}_d' \beta + u_d, \quad d = 1, \dots, D, \quad (2.1)$$

donde δ_d está relacionado con \mathbf{x}_d a través de el modelo lineal, β es el vector de coeficientes común a todas las áreas y u_d es el término de error de la regresión, diferente para cada área, también conocido como efecto aleatorio del área d . Los efectos aleatorios u_d representan la heterogeneidad de los indicadores δ_d a través de las áreas, no debida a las variables auxiliares consideradas. Habitualmente, se asume que $u_d \stackrel{iid}{\sim} (0, \sigma_u^2)$, con σ_u^2 desconocida.

Sin embargo, los verdaderos valores de los indicadores δ_d no son observables. Entonces, se utiliza el estimador directo $\hat{\delta}_d^{DIR}$ (insesgado bajo el diseño), lo que introduce un error debido al muestreo. Fay y Herriot (1979) asumieron que este error debido al muestreo se puede modelizar de la forma:

$$\hat{\delta}_d^{DIR} = \delta_d + e_d, \quad d = 1, \dots, D, \quad (2.2)$$

donde e_d es el error debido al muestreo en el área d . Se asume que los errores de muestreo e_d son independientes entre sí y también son independientes de los efectos aleatorios de las áreas, u_d , tienen media cero y varianzas conocidas ψ_d , $e_d \stackrel{ind}{\sim} (0, \psi_d)$. En la práctica, dichas varianzas $\psi_d = Var(\hat{\delta}_d^{DIR} | \delta_d)$, $d = 1, \dots, D$, se estiman con los microdatos de la encuesta.

Reemplazando [2.1] en [2.2] el modelo que se tiene es:

$$\hat{\delta}_d^{DIR} = \mathbf{x}_d' \beta + u_d + e_d, \quad d = 1, \dots, D \quad (2.3)$$

Es importante considerar que el modelo implica tanto errores aleatorios basados en el modelo u_d como errores aleatorios basados en el diseño e_d .

2.3.2. Modelo a nivel de individuo

Por otro lado, el modelo a nivel de unidad se basa en variables auxiliares a nivel de unidad. Estos se relacionan con los valores de la variable respuesta a nivel unitario a través de un modelo de regresión lineal con errores anidados, bajo el supuesto de que los efectos aleatorios y los errores

del modelo son independientes entre sí y se distribuyen de forma normal, con media común cero y varianzas constantes. Este tipo de modelo se puede representar mediante la siguiente ecuación:

$$y_{di} = \mathbf{x}'_{di}\beta + u_d + e_{di}, i = 1, \dots, N_d, d = 1, \dots, D; \quad (2.4)$$

donde x_{di} representa datos auxiliares específicos de la unidad i en el área d , con N_d el número de unidades de población en la d -ésima área y β representa el vector de parámetros de regresión.

Se supone que las respuestas unitarias y_{di} están relacionadas con los valores auxiliares x_{di} mediante la ecuación de regresión de errores anidados [2.4]. Los efectos de las áreas u_d son normales, independientes e idénticamente distribuidos con media cero y varianza σ_u^2 . Los e_{di} son independientes de u_d y siguen una distribución normal independiente e idéntica con media cero y varianza σ_e^2 .

Este tipo de modelos es apropiado para variables de respuesta de valor continuo. También se han propuesto modelos para manejar respuestas binarias, modelos para estimar a varios niveles de agregación anidados, para respuestas multivariadas y otros (Rao y Molina [16]).

2.3.3. Modelo lineal mixto

Los modelos de áreas pequeñas más comunes son casos especiales de los modelos lineales mixtos (LMM, Linear Mixed Model). Un modelo lineal mixto se puede definir como:

$$\mathbf{y} = X\beta + Z\mathbf{u} + \mathbf{e}, \quad (2.5)$$

donde:

- \mathbf{y} es el vector de valores de la variable respuesta,
- X es una matriz conocida con los valores de las variables auxiliares,
- β es el vector de coeficientes de regresión (denominado efectos fijos),
- Z es una matriz conocida,
- \mathbf{u} es el vector de efectos aleatorios de las áreas,
- \mathbf{e} es el vector de errores aleatorios a nivel unitario. Se supone que los vectores de los efectos aleatorios u y de errores e tienen media cero, tal que:

$$\mathbf{u} \sim N(0, \sigma_u^2 \Phi), \quad \mathbf{e} \sim N(0, \sigma_e^2 \Omega),$$

donde Φ y Ω son matrices definidas positivas, y los elementos de u y e son independientes. Cuando los datos auxiliares disponibles $\mathbf{x}_d = (x_{1d}, x_{2d}, \dots, x_{pd})$, $d = 1, \dots, D$, son a nivel de área, el modelo básico para estimación en áreas pequeñas (3.3) es un caso particular del el modelo lineal mixto en [2.5].

Para datos auxiliares específicos \mathbf{x}_{di} de la unidad i ($i = 1, \dots, N_d$, con N_d el número de unidades de población en la d -ésima área), en el área d , un caso particular del modelo lineal mixto en [2.5] tiene la forma de un modelo básico a nivel de individuo en [2.4].

Es importante señalar que los modelos a nivel de área tienen un alcance mayor en comparación con los modelos a nivel de unidad, porque los datos auxiliares a nivel de área son más accesibles que los datos auxiliares a nivel de unidad (Rao y Molina 2015 [16]; Rahman et al. 2010 [25]).

2.3.4. Mejor predictor lineal insesgado - BLUP

Para predecir los efectos aleatorios o efectos mixtos para un modelo de áreas pequeñas, se usa ampliamente el mejor predictor lineal insesgado (Best Linear Unbiased Prediction - BLUP). El método BLUP fué originalmente propuesto por Henderson (1950) [3].

Considere el modelo lineal mixto en [2.5](#) con los siguientes componentes de varianza para los efectos aleatorios u y errores aleatorios e :

$$\text{Var} \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{e} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_u^2 \Phi & 0 \\ 0 & \sigma_e^2 \Omega \end{pmatrix},$$

donde Φ y Ω son matrices definidas positivas y σ_e^2 y σ_u^2 son constantes positivas.

Sean $\hat{\beta}$ el BLUE (Best Linear Unbiased Estimator) de β y $\hat{\mathbf{u}}$ el BLUP (Best Linear Unbiased Predictor) de \mathbf{u} . Estos se pueden obtener resolviendo las siguientes ecuaciones de modelo mixto (Rao y Molina 2015 [\[16\]](#)):

$$\begin{cases} X' \Omega^{-1} X \hat{\beta} + X' \Omega^{-1} Z \hat{\mathbf{u}} = X' \Omega^{-1} \mathbf{y} \\ Z' \Omega^{-1} X \hat{\beta} + (Z' \Omega^{-1} Z + \Phi^{-1}) \hat{\mathbf{u}} = Z' \Omega^{-1} \mathbf{y}. \end{cases}$$

Por lo tanto, el BLUP de los efectos aleatorios es:

$$\tilde{\mathbf{u}} = (Z' \Omega^{-1} Z)^{-1} Z' \Omega^{-1} (\mathbf{y} - X \hat{\beta}),$$

y el BLUE del vector de coeficientes de regresión es:

$$\tilde{\beta} = \{X' (\Omega + Z \Phi Z') X\}^{-1} X' (\Omega + Z \Phi Z')^{-1} \mathbf{y}.$$

El BLUE $\hat{\beta}$ es el estimador de mínimos cuadrados ponderados de β (Robinson 1991 [\[11\]](#)).

Para el modelo básico a nivel de área definido en [2.3](#), el BLUP de δ_d se reduce a:

$$\tilde{\delta}_d^{FH} = \gamma_d \hat{\delta}_d^{DIR} + (1 - \gamma_d) x'_d \hat{\beta}, \quad (2.6)$$

donde $\gamma_d = \sigma_u^2 / (\sigma_u^2 + \psi_d)$ y $\hat{\beta}$ es el estimador de mínimos cuadrados ponderados de β con pesos dados por $(\sigma_u^2 + \psi_d)^{-1}$.

El valor de γ_d depende del tamaño muestral del área d a través de la varianza ψ_d del estimador directo y de la bondad de ajuste del modelo sintético medido por σ_u^2 (la heterogeneidad no explicada entre las áreas). De manera que, para un área d en la que el estimador directo $\hat{\delta}_d^{DIR}$ sea lo suficientemente preciso, tal que la varianza muestral ψ_d sea pequeña comparada con la heterogeneidad no explicada entre las áreas σ_u^2 , γ_d será cercano a uno y $\tilde{\delta}_d^{FH}$ le dará mayor peso al estimador directo $\hat{\delta}_d^{DIR}$. Por el contrario, en aquellas áreas en las que la varianza muestral ψ_d sea mayor al compararla con la heterogeneidad no explicada entre las áreas σ_u^2 , γ_d será cercano a cero y $\tilde{\delta}_d^{FH}$ le dará mayor peso al estimador sintético de regresión $x'_d \hat{\beta}$, el cual utiliza los datos de todas las áreas para estimar el parámetro común β .

El BLUP supone que las componentes de la varianza son conocidas. Sin embargo, en la práctica, en el modelo FH la componente de varianza σ_u^2 es desconocida y se estima a partir de los datos de la muestra (You y Rao 2002b [\[34\]](#)). El EBLUP se obtiene reemplazando en el BLUP dichas estimaciones de las componentes de la varianza.

Las componentes de la varianza pueden estimarse utilizando los métodos de estimación de máxima verosimilitud (ML) ó máxima verosimilitud restringida o residual (REML). El EBLUP se ha descrito ampliamente por varios autores (Ghosh y Rao 1994 [\[20\]](#); Pfeffermann 2002 [\[4\]](#); Rao y Molina (2015) [\[16\]](#); Rahman 2009 [\[1\]](#)). Rao y Molina (2015) [\[16\]](#) describen los estimadores BLUP y EBLUP para diferentes modelos en el contexto de la estimación de áreas pequeñas.

Sea $\hat{\sigma}_u^2$ un estimador consistente para σ_u^2 . Entonces, se obtiene el BLUP empírico (empirical BLUP, EBLUP) de δ_d como:

$$\hat{\delta}_d^{FH} = \hat{\gamma}_d \hat{\delta}_d^{DIR} + (1 - \hat{\gamma}_d) x'_d \hat{\beta}, \quad (2.7)$$

donde:

$$\hat{\gamma}_d = \frac{\hat{\sigma}_u^2}{\hat{\sigma}_u^2 + \psi_d}, \quad \hat{\beta} = \left(\sum_{d=1}^D \frac{1}{\hat{\sigma}_u^2 + \psi_d} x_d x'_d \right)^{-1} \sum_{d=1}^D \frac{1}{\hat{\sigma}_u^2 + \psi_d} x_d \hat{\delta}_d^{DIR}.$$

Si el tamaño muestral del área n_d tiende a cero, la varianza del estimador directo ψ_d tiende a infinito y $\hat{\gamma}_d$ tiende a cero. Tomando el valor límite $\hat{\gamma}_d = 0$ para un área no muestreada, se obtiene el estimador sintético de regresión $\hat{\delta}_d^{FH} = x'_d \hat{\beta}$.

Si se conocen los parámetros del modelo β y σ_u^2 , el error cuadrático medio del BLUP $\tilde{\delta}_d^{FH}$ viene dado por:

$$MSE(\tilde{\delta}_d^{FH}) = \gamma_d \psi_d \leq \psi_d = Var_p \left(\hat{\delta}_d^{DIR} \mid \delta_d \right),$$

de manera que el BLUP no puede ser menos eficiente que el estimador directo. En la práctica, no se dispone de los verdaderos valores de los parámetros del modelo, y el error cuadrático medio crece; sin embargo, este crecimiento tiende a cero al aumentar el número de áreas D . Por este motivo, estos estimadores suelen mejorar en la mayoría de las áreas mientras exista un número de áreas suficiente. Sin embargo, las ganancias en eficiencia pueden ser pequeñas si el número de áreas no es lo suficientemente grande.

Otra ventaja de este estimador es que usa los pesos del diseño muestral a través del estimador directo. Por tanto, es consistente bajo el diseño muestral cuando el tamaño muestral del área n_d crece, mientras el peso del estimador directo es $\gamma_d > 0$. Su sesgo absoluto bajo el diseño muestral viene dado por:

$$(1 - \gamma_d) |\delta_d - x'_d \beta| \leq |\delta_d - x'_d \beta|,$$

con lo cual, será menos sesgado que el estimador sintético de regresión basado en el mismo vector de coeficientes β mientras $\gamma_d > 0$.

2.3.5. Modelo Multivariante Fay-Herriot

En aquellos casos en los que la información individual no está disponible, pero sí los datos agregados a nivel de área, es habitual utilizar el modelo propuesto por Fay y Herriot (1979) [27].

Según González-Manteiga et al. (2008) [12], los modelos multivariantes son útiles cuando el interés es estimar características de varias variables correlacionadas, o una función de estas. Fay (1987) [26] y Datta et al. (1991) [5] compararon la precisión de los estimadores de áreas pequeñas obtenidos de modelos univariantes para cada variable de respuesta con los obtenidos por un modelo multivariante, mostrando que la precisión mejoró al utilizar el modelo multivariante.

Supongamos que queremos estimar R características de variables en D áreas. Sea $\delta_d = (\delta_{d1}, \delta_{d2}, \dots, \delta_{dR})'$ el vector de indicadores de interés para el área d , $d = 1, \dots, D$. El modelo FH multivariante es una extensión del caso univariante asumiendo que $\hat{\delta}_d^{DIR} = (\hat{\delta}_{d1}^{DIR}, \dots, \hat{\delta}_{dR}^{DIR})'$ es el vector de estimadores directos de δ_d . El modelo multivariante FH es una combinación de dos componentes del modelo. El primer componente, llamado el modelo de muestreo es:

$$\hat{\delta}_d^{DIR} = \delta_d + \mathbf{e}_d, \mathbf{e}_d \stackrel{ind}{\sim} N(\mathbf{0}, \Sigma_{ed}), d = 1, \dots, D; \quad (2.8)$$

donde \mathbf{e}_d es el error de muestreo con una matriz $R \times R$ de covarianza, Σ_{ed} , que se supone conocida.

En el segundo componente, se asume que δ_{dr} está relacionada linealmente con p_r variables auxiliares específicas a nivel de área $\mathbf{x}_{dr} = (x_{dr1}, x_{dr2}, \dots, x_{drp_r})'$, a través de un vector de coeficientes de regresión β_r de tamaño p_r . Tal que:

$$\delta_d = \mathbf{X}_d \beta + \mathbf{u}_d, \mathbf{u}_d \stackrel{ind}{\sim} N(\mathbf{0}, \Sigma_{ud}), d = 1, \dots, D, \quad (2.9)$$

donde $\mathbf{X}_d = \text{diag}_{1 \leq r \leq R} (x'_{dr})$ es una matriz diagonales a bloques con x'_{d1}, \dots, x'_{dR} en la diagonal, $\beta = (\beta'_1, \dots, \beta'_R)$ y $\mathbf{u}_d = (u_{d1}, u_{d2}, \dots, u_{dp_r})'$ es el vector de efectos aleatorios del área d . Este segundo componente se denomina modelo de enlace. La combinación de los dos componentes forma un modelo lineal mixto multivariante de la siguiente manera:

$$\hat{\delta}_d^{DIR} = \mathbf{X}_d \beta + \mathbf{u}_d + \mathbf{e}_d, u_d \stackrel{ind}{\sim} N(\mathbf{0}, \Sigma_{ud}), \mathbf{e}_d \stackrel{ind}{\sim} N(\mathbf{0}, \Sigma_{ed}), d = 1, \dots, D, \quad (2.10)$$

donde \mathbf{u}_d y \mathbf{e}_d son independientes, \mathbf{X}_d es $R \times p$ con $p = \sum_{r=1}^R p_r$ y β es $p \times 1$.

El modelo descrito en forma matricial se puede expresar como:

$$\hat{\delta}^{DIR} = \mathbf{X} \beta + \mathbf{u} + \mathbf{e}, \mathbf{u} \stackrel{ind}{\sim} N(\mathbf{0}, \mathbf{G}), \mathbf{e} \stackrel{ind}{\sim} N(\mathbf{0}, \mathbf{R}), \quad (2.11)$$

donde $\mathbf{u} = \text{col}_{1 \leq d \leq D} (\mathbf{u}_d)$ y $\mathbf{e} = \text{col}_{1 \leq d \leq D} (\mathbf{e}_d)$. La matriz $\mathbf{X} = \text{col}_{1 \leq d \leq D} (\mathbf{X}_d)$ es una matriz $RD \times p$ de variables auxiliares específicas del área d y $\hat{\delta}^{DIR} = \text{col}_{1 \leq d \leq D} (\hat{\delta}_d^{DIR})$. El operador col se refiere a apilar matriz por columna. Además, $\mathbf{G} = \Sigma_u \otimes \mathbf{I}_R$ es la matriz de covarianza del vector \mathbf{u} de efectos de las áreas donde $\Sigma_u = \text{diag}_{1 \leq d \leq D} (\Sigma_{ud})$, y \mathbf{R} es una matriz de covarianzas del vector de errores de muestreo \mathbf{e} de tamaño $DR \times DR$ que se supone que se conoce a partir de una encuesta específica.

Para este documento, consideramos el *Modelo 1* descrito en Benavent y Morales (2016) [24], donde $\Sigma_{ud} = \text{diag}_{1 \leq r \leq R} (\sigma_{ud}^2)$ es diagonal, pero Σ_{ed} no es diagonal.

Bajo el modelo 2.11 se tiene que $E(\delta_d) = \mathbf{X} \beta$ y $\text{Var}(\delta_d) = \mathbf{G} + \mathbf{R} = \mathbf{\Omega}$. Según Benavent y Morales (2016) [24], el BLUP de $\delta = \text{col}_{1 \leq r \leq R} (\delta_r)$ es:

$$\hat{\delta} = \mathbf{X} \hat{\beta} + \mathbf{G} \mathbf{\Omega}^{-1} (\hat{\delta}^{DIR} - \mathbf{X} \hat{\beta}), \quad (2.12)$$

donde $\hat{\beta} = (\mathbf{X}' \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \mathbf{\Omega}^{-1} \hat{\delta}^{DIR}$ es el BLUE de β con la matriz de covarianza $\text{Var}(\hat{\beta}) = (\mathbf{X}' \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{X})^{-1}$. El estimador BLUP depende de la matriz de covarianzas del vector de efectos aleatorios que suele ser desconocida. Utilizando el método de Máxima Verosimilitud Restringida (REML), se estiman y se sustituyen los estimadores de las varianzas de los efectos aleatorios σ_{ur}^2 por $\hat{\sigma}_{ur}^2$ ($r = 1, \dots, R$), para obtener el estimador EBLUP multivariante tomando:

$$\hat{\mathbf{\Omega}} = \mathbf{Z} \hat{\mathbf{G}} \mathbf{Z}' + \Sigma_e, \quad (2.13)$$

donde $\hat{\mathbf{G}} = \hat{\Sigma}_u \otimes \mathbf{I}_R$, con $\hat{\Sigma}_u = \text{diag} \hat{\Sigma}_{ud}$ y $\hat{\Sigma}_{ud} = \text{diag} \hat{\sigma}_{ur}^2$.

Benavent y Morales (2016) [24] también obtuvieron fórmulas analíticas para la estimación del MSE para los modelos multivariados de Fay-Herriot (véase las fórmulas concretas en dicho artículo).

Capítulo 3

Estimación de la desnutrición crónica infantil en Ecuador a nivel cantonal

Según la división político-administrativa del Ecuador, los niveles de organización territorial del país (de mayor a menor jerarquía) están conformados por 24 provincias, divididas en 221 cantones y estos divididos a su vez en 1.499 parroquias urbanas y rurales. En la actualidad, en Ecuador no existe fuente de información que permita obtener cifras sobre la prevalencia de la desnutrición crónica infantil con una desagregación geográfica menor a la provincial. Históricamente, las fuentes de datos antropométricos para la medición de la desnutrición crónica han sido las encuestas dirigidas a hogares, cuyos tamaños muestrales están planificados para estimar a nivel de provincia; en consecuencia, no se dispone de indicadores confiables a niveles geográficos menores, como cantones o parroquias. Este proyecto identificará y utilizará variables auxiliares disponibles asociadas a los factores determinantes de la desnutrición crónica infantil en operaciones estadísticas a gran escala como son los registros administrativos poblacionales y los censos de población y vivienda. A partir de ello, obtendremos los predictores EBLUP basados en el modelo Fay-Herriot para la estimación de la desnutrición crónica infantil a niveles pequeños de desagregación.

3.1. Estimadores directos

Durante el año 2018, el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) del Ecuador ejecutó la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición – ENSANUT 2018, que es una encuesta por muestreo probabilístico que tomó datos de 46.638 hogares a nivel nacional. La ENSANUT 2018, metodológicamente, parte de las encuestas de demografía y salud y es una encuesta de hogares que investiga características de salud y nutrición en personas seleccionadas de manera aleatoria, enfocando el análisis en mujeres en edad reproductiva y menores de 5 años, edades en las que se puede actuar para resolver problemas estructurales como la desnutrición. La ENSANUT 2018 consideró como dominios geográficos de estimación las 24 provincias del Ecuador.

Como ya se ha descrito, la desnutrición crónica, es el retardo en estatura para la edad y que se define como tener una estatura inferior a dos desviaciones estándar de la mediana de estatura por edad. A nivel nacional, la tasa (o proporción) de desnutrición crónica para niños menores de cinco años fue de 23,0%, mientras que para niños menores a dos años fue de 27,2%.

El error muestral asociado a una estimación se mide a través del coeficiente de variación (CV), el cual mide la magnitud de la variabilidad del estimador relativa al parámetro. El CV estimado está dado por $C\hat{V}(\hat{\delta}) = \sqrt{\hat{V}ar(\hat{\delta})}/\hat{\delta}$. El Cuadro 3.1 muestra los estimadores directos de las tasas

de desnutrición crónica infantil para menores de 5 años y de 2 años en Ecuador, a nivel nacional y por zonas rurales y urbanas.

	Menores de 2 años			Menores de 5 años		
	Estimación(%)	CV(%)	n	Estimación(%)	CV(%)	n
Nacional	27,17	3,38	2210	23,01	2,68	5013
Urbano	25,39	4,56	1224	20,05	3,73	2604
Rural	30,55	4,90	986	28,72	3,91	2409

Cuadro 3.1: Estimación directa de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 2 años y de 5 años, a nivel nacional, por zonas rurales y urbanas.

Tal como se esperaba, las estimaciones de desnutrición crónica a nivel nacional y por zona rural o urbana, tanto para niños menores de cinco como para menores de dos años, muestran niveles de precisión aceptables^[1]. Las estimaciones a nivel provincial son también lo suficientemente precisas (ver *Apéndice A*).

Sin embargo, si se pretende desagregar la información a niveles geográficos menores, la precisión de las estimaciones se ve seriamente afectada. En el Ecuador existen 221 cantones distribuidos en las provincias del país, y de éstos territorios, en la encuesta se muestrearon 203. A la hora de estimar la desnutrición crónica en niños menores de cinco años, en la muestra considerada por la encuesta, 203 de los cantones visitados recabaron información para infantes de 5 años y menos. De éstos, solamente el 24,6 % (50 cantones) presentan coeficientes de variación menores al 20 %, para 9 cantones no es posible calcular el coeficiente de variación debido a que en esos territorios el reducido número de individuos indagados no presentaron desnutrición crónica, y los restantes 144 cantones tienen coeficientes de variación que superan el umbral máximo requerido. Además, únicamente en 27 cantones el número de niños entrevistados es mayor a 200.

Por otro lado, en lo que respecta a desnutrición crónica para niños menores de dos años, se tiene información para 201 cantones, de los cuales únicamente 16 de ellos presentan coeficientes de variación menores del 20 %, en 24 el coeficiente de variación no puede ser calculado y 161 presentan estimaciones con problemas de precisión. Adicionalmente, solo en 5 cantones se tomaron datos de más de 200 infantes. Es evidente que no es posible obtener estimaciones directas lo suficientemente precisas a nivel cantonal. Las estimaciones directas cantonales obtenidas, se pueden consultar en el *Apéndice B* de este documento.

3.2. Fuentes de información

Para estimar la desnutrición crónica infantil a nivel provincial se utilizó la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición, ENSANUT 2018. Los datos auxiliares que serán utilizados para predecir la desnutrición crónica infantil a nivel cantonal serán variables a nivel de área que corresponden a unidades geográficas particulares que pueden emparejarse con información de la encuesta utilizando códigos de área (códigos de área de enumeración de la división político-administrativa del país) que provienen de las siguientes fuentes de información:

¹A pesar de no existir límites superiores universales para los errores de muestreo (ni límites inferiores para los tamaños muestrales) a partir de los cuales se considera que los datos estadísticos no tienen la suficiente calidad, algunos Institutos Nacionales de Estadística coinciden en establecer un dato como “no publicable” cuando su error de muestreo relativo o CV supera un 20 %.

Censo de Población y Vivienda 2010: El VII Censo de Población y VI de Vivienda realizado en el año 2010, contiene información sobre la magnitud, distribución y composición de la población ecuatoriana, así como de sus características sociodemográficas y económicas, y las de sus viviendas y hogares. Las variables del censo que se utilizarán en la estimación de la desnutrición crónica infantil cantonal son aquellas relacionadas con las características sociodemográficas de la población, de los miembros del hogar y de las características de las viviendas donde residen las niñas y niños menores de cinco años. Se tiene:

- Razón niños-mujeres: Expresa el total de niños menores de cinco años por 1000 mujeres en edad reproductiva (15 a 49 años).

$$RNM = \frac{TN_{<5}}{TM_{15-49}} \cdot 1000, \quad (3.1)$$

donde:

RNM : Razón niños mujeres.

$TN_{<5}$: Total de niños menores de cinco años.

TM_{15-49} : Total de mujeres en edad reproductiva (15 a 49 años).

- Mujeres adolescentes con hijos: Mide qué proporción de las adolescentes son madres. Se calcula haciendo el cociente entre las mujeres de 12 a 19 años quienes tuvieron su último hijo nacido vivo en el transcurso del año previo al censo 2010, es decir de noviembre 2009 a noviembre 28 2010, respecto al total de mujeres de ese grupo de edad, por cien.

$$MAH = \frac{TMAH_{12-19}}{TMA_{12-19}} \cdot 100, \quad (3.2)$$

donde:

MAH : Proporción de mujeres entre 12 y 19 años con hijos.

$TMAH_{12-19}$: Total de mujeres adolescentes, de 12 a 19 años, quienes tuvieron su último hijo nacido vivo en el año anterior al censo.

TMA_{12-19} : Total de adolescentes mujeres de 12 a 19 años en el año censal.

- Población ocupada afiliada y/o que aporta a la seguridad social: Población ocupada de 18 años afiliadas (aportan) al IESS - Seguro General del país, expresada como porcentaje del total de personas ocupadas.

$$PO.AASG = \frac{PO.AASG_{\geq 18}}{TPO_{\geq 18}} \cdot 100, \quad (3.3)$$

donde:

$PO.AASG$: Proporción de población ocupada afiliada y/o que aporta a la seguridad social.

$PO.AASG_{\geq 18}$: Población ocupada de 18 años y más afiliadas/cubiertas por el Sistema de Seguridad Social.

$TPO_{\geq 18}$: Total personas ocupadas de 18 años y más.

- Tasa de Analfabetismo de los jóvenes: Porcentaje de población que no sabe leer y escribir de 15 a 24 años, respecto al número total de personas de 15 a 24 años.

$$TAJ = \frac{PA_{15-24}}{P_{15-24}} \cdot 100, \quad (3.4)$$

donde:

TAJ: Proporción de población de 15 a 24 años que no sabe leer y escribir.

PA₁₅₋₂₄: Población de 15 a 24 años que no sabe leer ni escribir.

P₁₅₋₂₄: Total personas de 15 a 24 años.

- Hogares que no tratan el agua para beberla: Porcentaje de hogares que beben el agua tal como llega al hogar, respecto al total de hogares.

$$HSTG = \frac{HTAG}{TH} \cdot 100, \quad (3.5)$$

donde:

HSTG: Porcentaje de hogares que no tratan el agua antes de beberla.

HTAG: Total de hogares que beben el agua tal como llega al hogar.

TH: Total de hogares.

- Pobreza NBI: Porcentaje de la población total en estado de pobreza por necesidades básicas insatisfechas. El método de las Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI) caracteriza a la población en base a ciertas carencias críticas. En Ecuador, una persona es pobre o no, por NBI, en base a cinco componentes: calidad de la vivienda, hacinamiento, acceso a servicios básicos, acceso a educación y capacidad económica. Si el hogar es carente en al menos uno de los componentes, los miembros del hogar son considerados pobres por NBI.

Estadísticas Vitales: Las estadísticas vitales captadas por el INEC, mediante el aprovechamiento de los registros administrativos de diversas instituciones públicas, son el resultado del recuento anual de los hechos ocurridos en la vida de la población, como son: nacimientos, defunciones y muertes fetales. Es de interés para este estudio centrarse en los Registros Estadísticos de Nacidos Vivos del año 2019, que tienen como propósito principal estudiar las características que identifican al nacimiento mediante el conocimiento de la frecuencia con que ocurren estos hechos en el país y permitir medir su intensidad; así como las condiciones sociales y económicas en que se desarrolla este hecho. Las variables de esta fuente de información que se utilizarán en la estimación de la desnutrición crónica infantil cantonal son aquellas relacionadas con el nacimiento y las características de las madres. Así se tiene:

- Tasa específica de nacimientos en mujeres adolescentes: Relación del número de nacimientos en mujeres adolescentes de 10 a 19 años con respecto al total de mujeres de 10 a 19 años de edad en el 2019.

$$TNA_{10-19} = \frac{NA_{10-19}}{PM_{10-19}} \cdot 100, \quad (3.6)$$

donde:

TNA_{10-19} : Tasa específica de nacimientos en mujeres adolescentes de 10 a 19 años de edad en el 2019.

NA_{10-19} : Número de nacimientos en mujeres adolescentes de 10 a 19 años de edad en el 2019.

PM_{10-19} : Proyecciones de población de mujeres de 10 a 19 años de edad en el 2019.

- Tasa específica de nacimientos en mujeres menores: Relación del número de nacimientos en mujeres de 10 a 14 años con respecto al total de mujeres de 10 a 14 años de edad en el 2019.

$$TNA_{10-14} = \frac{NA_{10-14}}{PM_{10-14}} \cdot 100, \quad (3.7)$$

donde:

TNA_{10-14} : Tasa específica de nacimientos en mujeres de 10 a 14 años de edad en el 2019.

NA_{10-14} : Número de nacimientos en mujeres de 10 a 14 años de edad en el 2019.

PM_{10-14} : Proyecciones de población de mujeres de 10 a 14 años de edad en el 2019.

- Porcentaje de nacidos vivos con bajo peso al nacer: Relación del número de nacidos vivos que pesan menos de 2500g (Organización Panamericana de la Salud, 2013) con respecto al total de nacimientos.

$$PNVBP = \frac{NVBP}{TNV} \cdot 100, \quad (3.8)$$

donde:

$PNVBP$: Porcentaje de nacidos vivos con bajo peso al nacer.

$NVBP$: Número de nacimientos con bajo peso al nacer en el 2019.

TNV : Total de nacidos vivos en el 2019.

Estadísticas de Salud: Las estadísticas de salud captadas por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC), mediante el aprovechamiento de los registros administrativos de los establecimientos de salud con internación hospitalaria, proporcionan información sobre la prestación de servicios de salud, la disponibilidad de recursos humanos, físicos y materiales de las unidades médicas así como la morbilidad² hospitalaria registrada a través del diagnóstico principal de egreso. El desarrollo del proyecto requiere contar con información estadística relativa a las principales causas de atenciones hospitalarias (morbilidad) asociadas a la desnutrición crónica infantil registradas durante el 2019, para ello se tomó en consideración todos los ingresos hospitalarios asociados con enfermedades diarreicas agudas (EDA), infecciones respiratorias agudas (IRA) y desnutrición en niños menores de 2 y 5 años. Así, para cada uno de los territorios en los cuales se va a estimar la desnutrición crónica infantil es posible identificar la tasa de morbilidad asociada a la desnutrición:

$$PED = \frac{ED_{0-2/5}}{TE_{0-2/5}} \cdot 100, \quad (3.9)$$

donde:

²Enfermedades que se atienden a nivel médico u hospitalario. La Organización Mundial de la Salud la define como “toda desviación subjetiva u objetiva de un estado de bienestar”.

PED : Porcentaje de egresos hospitalarios con causas asociadas a la desnutrición crónica infantil en menores de 2/5 años en el 2019.

$ED_{0-2/5}$: Egresos hospitalarios con causas EDA, IRA o desnutrición en menores de 2/5 años en el 2019.

TNV : Total de egresos hospitalarios en menores de 2/5 años en el 2019.

3.3. Estimación de la desnutrición crónica para niños menores a 5 años a nivel cantonal

Aunque los tamaños muestrales no sean excesivamente pequeños en algunos cantones, vamos a ver que las técnicas de estimación en áreas pequeñas proporcionan estimaciones más precisas, midiendo esa precisión en términos de error cuadrático medio. Además, se encontraron territorios en los que el estimador directo resulta igual a cero, debido a que no se obtuvo ningún individuo con desnutrición crónica, casos para los cuales se planteará una alternativa para lograr una estimación del fenómeno.

A pesar de que el EBLUP basado en el modelo Fay-Herriot no requiere normalidad, la aproximación analítica del ECM dada por Prasad y Rao (1990) [15], que es la fórmula utilizada habitualmente sí requiere de una distribución gaussiana. En la figura 3.1, se puede apreciar que la distribución de los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica en niños menores a 5 años para los cantones del país no se aleja excesivamente de una distribución normal, lo que eventualmente no genera alertas y permite continuar con el proceso de estimación.

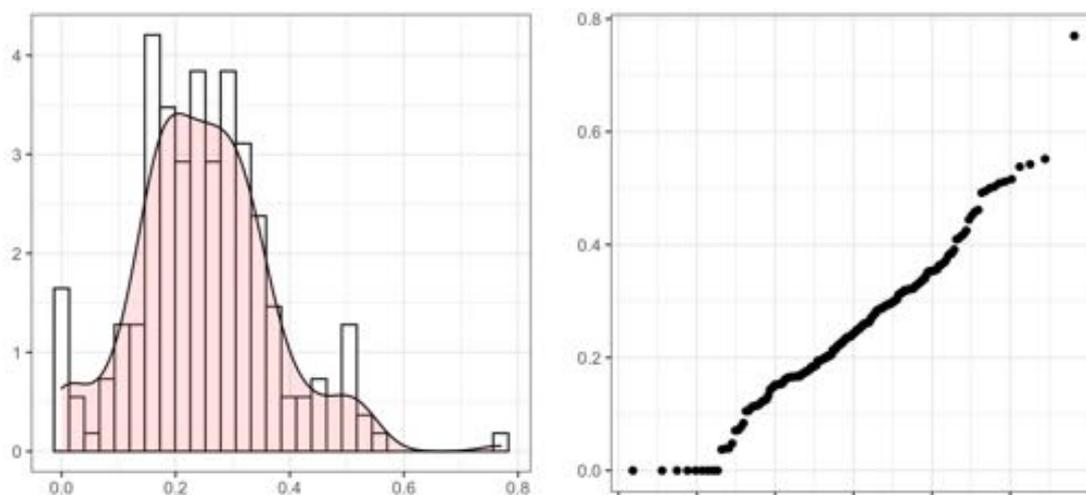


Figura 3.1: Histograma (izquierda) y gráfico Q-Q de normalidad (derecha) de los estimadores directos de la desnutrición crónica en niños menores a 5 años para los cantones del Ecuador.

Los estimadores directos cantonales de las tasas de desnutrición crónica infantil y sus varianzas muestrales estimadas se obtuvieron usando los microdatos de la ENSANUT, utilizando la función *direct()* del paquete *sae* (Molina y Marhuenda, 2015 [14]), utilizando los factores de expansión de

la encuesta. Además, los tamaños poblacionales para cada cantón provienen de las proyecciones poblacionales³ del 2018.

3.3.1. Selección de predictores

Formalmente, el proceso de estimación implica verificar la calidad de las estadísticas que se generan. Así, se hace necesario desarrollar y evaluar los modelos utilizados para la estimación. Una parte de la evaluación del modelo consiste en comprobar si los datos satisfacen los supuestos esperados: *i)* la relación de la variable de interés y los predictores es lineal; *ii)* los predictores no son colineales (es decir, no hay multicolinealidad entre los predictores); y *iii)* los errores aleatorios no están correlacionados. En algunos casos, también se supone que los errores siguen una distribución normal.

Bajo este contexto, lo que sigue es la construcción y evaluación del modelo que permita estimar las desnutrición crónica infantil para las áreas mediante las variables auxiliares determinadas. Así, vamos a seleccionar las variables auxiliares que usaremos en un modelo que permita estimar las desnutrición crónica infantil para las áreas. Aunque el modelo final que se utilizará para estimar es un modelo Fay-Herriot que incluye efectos aleatorios de las áreas, realizaremos un proceso de selección de las variables auxiliares preliminar, usando el modelo de regresión múltiple asociado al modelo FH, pero sin incluir los efectos aleatorios. Esto se realiza de este modo, porque los métodos de selección de variables para modelos mixtos no están adecuadamente resueltos en la literatura.

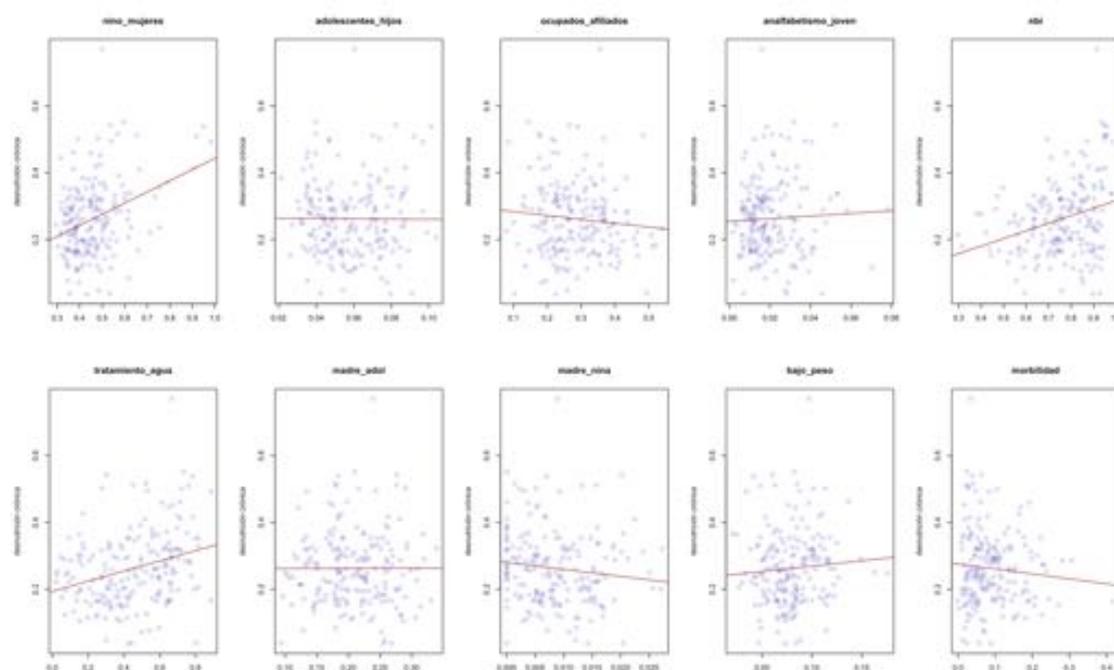


Figura 3.2: Relación entre las estimaciones directas y las variables auxiliares.

³Estimaciones demográficas que permiten establecer las tendencias de las variables determinantes de la dinámica poblacional y, con ello, la derivación de los volúmenes de población y de sus principales características hacia el futuro, en el Ecuador.

Preliminarmente se trata de identificar si existe alguna relación entre las estimaciones directas y las variables auxiliares. A partir del análisis visual en la figura 3.2 se puede evidenciar que no hay alguna relación clara entre los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica y los predictores considerados. Precisamente, esta falta de predictores potentes hace necesario incluir efectos aleatorios en el modelo de regresión, dando lugar al modelo FH.

Se señaló que el 55,17% de los cantones (112) tienen menos de 50 observaciones. Y además, hay 9 cantones con estimaciones directas y sus correspondientes desviaciones estándar nulas. El modelo de regresión inicial, incluirá únicamente los territorios en los que las estimaciones directas existan y sean mayores a cero, y posteriormente se determinará un procedimiento para estimar la desnutrición crónica infantil en los 9 cantones con estimaciones nulas.

Inicialmente aplicamos un modelo de regresión lineal múltiple con todas las variables auxiliares consideradas, y se obtienen los resultados que se detallan en la figura 3.3. Podemos ver que, al incluir todas las variables auxiliares, resultan significativas cuatro de ellas: razón niños-mujeres, mujeres adolescentes con hijos, pobreza por NBI y bajo peso al nacer.

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -0.07973    0.07779  -1.025  0.30677
nino_mujeres  0.54496    0.10437   5.221 4.79e-07 ***
adolescentes_hijos -2.31303    0.69866  -3.311 0.00112 **
ocupados_afiliados  0.03163    0.08773   0.361 0.71886
analfabetismo_joven -0.34250    0.82722  -0.414 0.67933
nbi           0.20693    0.07924   2.611 0.00977 **
tratamiento_agua  0.03841    0.03995   0.961 0.33763
madre_adol     -0.09405    0.19572  -0.481 0.63142
madre_nina     -1.28582    1.32668  -0.969 0.33372
bajo_peso      0.83024    0.30789   2.697 0.00766 **
morbilidad     0.14346    0.11222   1.278 0.20274
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.09551 on 183 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3104,    Adjusted R-squared:  0.2727
F-statistic: 8.238 on 10 and 183 DF,  p-value: 5.665e-11

```

Figura 3.3: Resultados del ajuste de un modelo de regresión lineal múltiple para los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica.

Ante estos resultados, se hace necesario aplicar un método de selección de variables, que permita la construcción de una ecuación de regresión óptima utilizando variables predictoras específicas. En primera instancia, se utiliza un método de selección por pasos (Stepwise), que permite identificar un subconjunto útil de predictores mediante la agregación y eliminación de variables, una cada vez. Este método realiza varias iteraciones y se detiene cuando todas las variables no incluidas en el modelo tienen p -valores que son mayores que el nivel de significancia α especificado y cuando todos los predictores que están en el modelo tienen p -valores que son menores o iguales a dicho nivel de significación. En este caso, al aplicar este método, casualmente se seleccionan las mismas variables que eran significativas mirando el p -valor del ajuste completo: razón niños-mujeres, mujeres adolescentes con hijos, pobreza por NBI y bajo peso al nacer (Figura 3.4).

```

Call:
lm(formula = est_5 ~ nino_mujeres + adolescentes_hijos + nbi +
    bajo_peso, data = datos.nc5)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.24664 -0.06081  0.00153  0.05053  0.45455

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    -0.01475    0.05008   -0.294  0.76876
nino_mujeres    0.60480    0.08890    6.803 1.31e-10 ***
adolescentes_hijos -3.03867    0.54478  -5.578 8.33e-08 ***
nbi             0.14840    0.06180    2.401  0.01731 *
bajo_peso      0.77553    0.29461    2.632  0.00918 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.09516 on 189 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2932,    Adjusted R-squared:  0.2782
F-statistic: 19.6 on 4 and 189 DF,  p-value: 1.657e-13

```

Figura 3.4: Resultados del ajuste del modelo obtenido mediante el método de selección por pasos.

También se ha utilizado una alternativa más para identificar los mejores predictores, el método de regresión LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator), que es uno de los métodos de regresión penalizada. Este método estima un modelo a través de mínimos cuadrados penalizados, que combina la estimación de los coeficientes de regresión $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)'$ hacia cero y la selección de variables al mismo tiempo, imponiendo una penalización a los coeficientes de regresión. El método Lasso estima β minimizando el siguiente problema de mínimos cuadrados penalizados: $\min_{\beta} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i' \beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|$, siendo $\lambda \geq 0$ el parámetro de penalización. Para valores grandes de λ , los coeficientes β_j se contraen hacia cero y alguno de ellos se anula, por eso se dice que Lasso produce estimación de parámetros y selección de predictores.

Para este estudio, se seleccionó el valor de λ que minimiza el error cuadrático medio de validación cruzada más una desviación estándar. Este valor de λ es mayor y por tanto realiza una mayor selección de covariables. Empíricamente funciona mejor a la hora de seleccionar el modelo correcto.

(Intercept)	nino_mujeres	adolescentes_hijos	ocupados_afiliados	analfabetismo_joven
0.262324682	0.026977185	-0.005978710	0.000000000	0.000000000
nbi	tratamiento_agua	madre_adol	madre_nina	bajo_peso
0.008580163	0.011071089	0.000000000	-0.006259445	0.004802720
morbilidad				
0.000000000				

Figura 3.5: Valor de los coeficientes de la regresión Lasso.

El método Lasso selecciona seis predictores: razón niños-mujeres, mujeres adolescentes con hijos, pobreza por NBI, hogares que no tratan el agua para beberla, nacimientos en mujeres menores y bajo peso al nacer. Ahora, se hace necesario verificar si esas variables seleccionadas

son significativas. Ajustando el modelo por mínimos cuadrados con dichos predictores podemos comprobar que los cuatro predictores identificados como significativos, luego de aplicar regresión lineal múltiple con las seis variables señaladas por el método Lasso, son los mismos que con los dos procedimientos anteriores, como se muestra en la figura [3.6](#)

```

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.23301 -0.06490 -0.00013  0.05297  0.44935

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    -0.02233    0.05101   -0.438  0.662014
X.lassonino_mujeres  0.55184    0.10122    5.452 1.56e-07 ***
X.lassoadolescentes_hijos -2.50151    0.65710   -3.807 0.000191 ***
X.lassonbi       0.15344    0.06189    2.479 0.014056 *
X.lassotrata_mad_agua  0.02949    0.03718    0.793 0.428680
X.lassomadre_nina  -1.60032    1.26567   -1.264 0.207658
X.lassobajo_peso   0.74285    0.29531    2.516 0.012728 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.09509 on 187 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3015,    Adjusted R-squared:  0.2791
F-statistic: 13.45 on 6 and 187 DF,  p-value: 1.155e-12

```

Figura 3.6: Resultados del ajuste por mínimos cuadrados de un modelo de regresión lineal múltiple con los seis predictores seleccionados por el método Lasso.

Por tanto, seleccionamos las variables *i*) razón niños-mujeres, *ii*) mujeres adolescentes con hijos, *iii*) pobreza por NBI y *iv*) bajo peso al nacer, como predictores de la desnutrición crónica infantil para menores de 5 años. El ajuste corresponde al que se muestra en la Figura [3.4](#).

3.3.2. EBLUPs basados en el modelo Fay-Herriot

A continuación se describe la aplicación del EBLUP basado en el modelo Fay-Herriot, que es una combinación de la estimación directa y la sintética obtenida mediante la regresión anterior, para los cantones en los que existe una estimación directa en un cantón. En este caso, el EBLUP es una combinación entre el estimador directo de la ENSANUT y el estimador sintético de regresión. El peso que se otorga al estimador directo, resulta de dividir la varianza de los efectos aleatorios entre la suma de la varianza de los efectos aleatorios más la varianza observada del estimador directo de la ENSANUT. Por lo tanto, si la varianza del estimador directo de la encuesta es pequeña comparada con la varianza de los efectos aleatorios, la estimación de la ENSANUT tendrá más peso en el predictor EBLUP. Por el contrario, si la varianza del estimador directo de la encuesta es grande comparada con la varianza de los efectos aleatorios, la estimación sintética tendrá más peso en el predictor EBLUP. En este trabajo, los estimadores EBLUP basados en el modelo FH se obtienen mediante la función `eblupFH()` del paquete `sae` que implementa la fórmula dada en [2.7](#).

$$\hat{\delta}_d^{FH} = \hat{\gamma}_d \hat{\delta}_d^{DIR} + (1 - \hat{\gamma}_d) \mathbf{x}'_d \hat{\beta},$$

donde:

- $\hat{\delta}_d^{FH}$: estimación EBLUP de la desnutrición crónica infantil,
- $\hat{\delta}_d^{DIR}$: estimación directa de la desnutrición crónica infantil,
- \mathbf{x}_d : vector de variables auxiliares explicativas.

Para determinar las variables auxiliares que son importantes, en un principio se consideran los cuatro predictores seleccionados en el apartado anterior. Sin embargo, la variable de pobreza por NBI resulta no significativa en el modelo FH que incluye los efectos aleatorios del área:

	beta	std.error	tvalue	pvalue
(Intercept)	0.0003883845	0.04721297	0.008226223	9.934365e-01
nino_mujeres	0.7444285444	0.08844732	8.416631535	3.874639e-17
adolescentes_hijos	-3.2809501362	0.54251381	-6.047680407	1.469461e-09
nbi	0.0115224393	0.05618357	0.205085576	8.375053e-01
bajo_peso	1.0622734751	0.30322718	3.503226429	4.596585e-04

Figura 3.7: Resultados del ajuste del modelo FH para la desnutrición crónica infantil, con los cuatro predictores seleccionados.

Finalmente, estimamos utilizando los predictores que resultaron significativos en el modelo FH anterior (razón niños-mujeres, mujeres adolescentes con hijos y bajo peso al nacer), resultando significativos los tres. Por tanto, este será el modelo con el que producimos las estimaciones EBLUP basadas en el modelo Fay-Herriot:

	beta	std.error	tvalue	pvalue
(Intercept)	0.00354209	0.04420404	0.08013045	9.361335e-01
nino_mujeres	0.75165775	0.08144709	9.22878547	2.737178e-20
adolescentes_hijos	-3.25046267	0.51561495	-6.30405053	2.899659e-10
bajo_peso	1.06520372	0.30192665	3.52802151	4.186781e-04

Figura 3.8: Resultados del ajuste del modelo FH para la desnutrición crónica infantil, con los tres predictores significativos.

Una vez que se ha determinado el modelo para la estimación cantonal de la desnutrición crónica infantil en niños menores a cinco años, es necesario analizar el comportamiento y validez de las estimaciones obtenidas. Al comparar gráficamente las estimaciones EBLUP obtenidas contra las estimaciones directas de la desnutrición crónica infantil (Figura 3.9), es posible identificar que existe una menor dispersión en las estimaciones EBLUP obtenidas al aplicar el método FH; lo cual se verifica al analizar las medidas de dispersión presentadas en el cuadro 3.2. Además, es posible notar que existe un cantón con estimación directa atípica, que deja de serlo en las estimaciones EBLUP.

Estimaciones	Promedio	Desv. Est.	Min	Percentil 25	Percentil 75	Max
Directas	26.232	11.200	3.719	18.304	32.128	76.981
EBLUP	24.599	7.226	5.869	19.364	28.645	47.063

Cuadro 3.2: Comparación de resúmenes de las estimaciones directas y EBLUP.

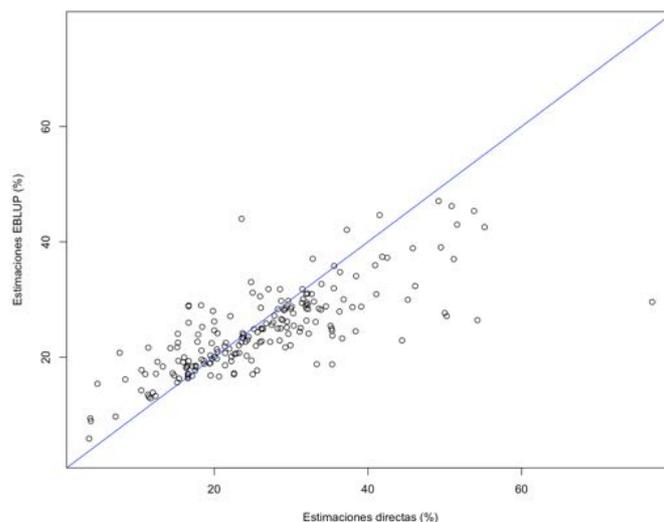


Figura 3.9: Comparación entre las estimaciones directas y EBLUP.

La estimación del error cuadrático medio (MSE) del EBLUP permite evaluar la precisión de los nuevos estimadores al compararlos con las varianzas de los estimadores directos. Al analizar gráficamente el comportamiento de las medidas de precisión entre los dos tipos de estimadores, es posible observar (Figura 3.10) que se registran ganancias en términos de precisión en cada uno de los cantones estudiados, y además estas reducciones en MSE son importantes. La reducción relativa media del MSE estimado obtenida al usar el EBLUP en lugar del estimador directo a lo largo de los cantones es del 60,42 %, lo que representa un incremento en la precisión verdaderamente importante. Comparando los MSEs estimados de los estimadores EBLUP con las varianzas estimadas de los directos ($\times 10^4$), se tiene que para el cantón con el tamaño muestral mínimo, la medida de error disminuye de 556,86 a 28,50; incluso se reporta reducción para el cantón con mayor muestra, pasando de 1,80 a 1,71 (Cuadro 3.3).

Precisión	Muestra mín.	Muestra máx.	Mediana	Percentil 25	Percentil 75
VAR E. Directas	556.86	1.80	73.52	32.57	26.11
MSE EBLUP	28.50	1.71	21.41	16.22	14.23

Cuadro 3.3: Comparación de las medidas de precisión estimadas de las estimaciones directas y EBLUP ($\times 10^4$).

Lo que sigue es comprobar si los residuos del modelo y los efectos aleatorios predichos cumplen con las hipótesis de normalidad. Para esto, se procede graficando el histograma de residuos condicionales EBLUP y de los efectos aleatorios predichos, donde se verifica que en ambos casos se cumple aproximadamente la hipótesis de gaussianidad, sin encontrar problemas graves, excepto por un cantón atípico (Figura 3.11).

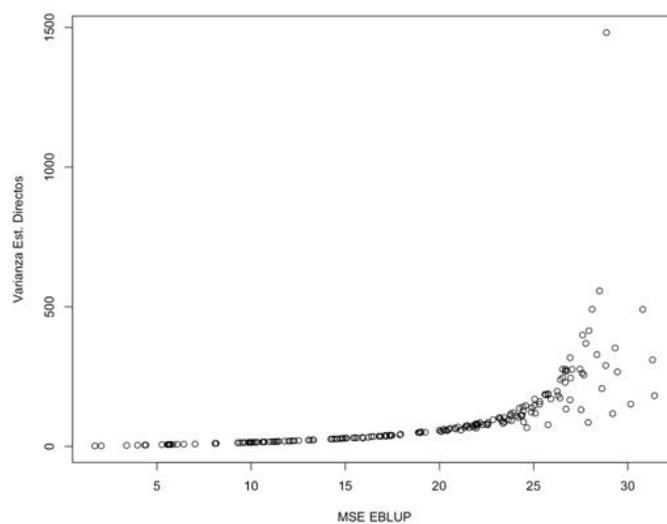


Figura 3.10: Varianzas estimadas de los estimadores directos frente a MSEs estimados de los predictores EBLUP.

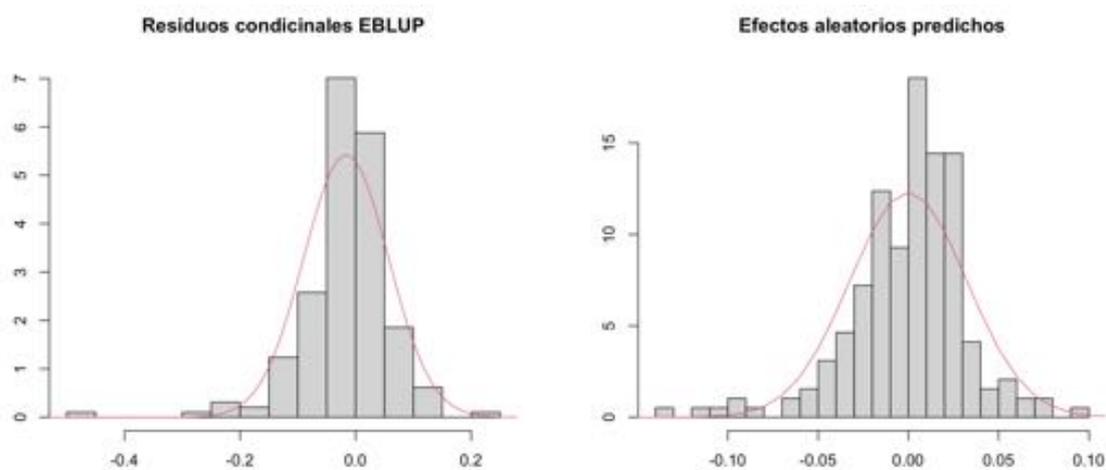


Figura 3.11: Histogramas de residuos condicionales EBLUP y efectos aleatorios predichos.

3.3.3. Estimación en cantones con estimadores directos nulos

Inicialmente se identificaron 9 cantones en los que tanto el estimador directo como la varianza asociada resultaron iguales a cero, debido a que no se encontraron individuos con desnutrición crónica en la muestra de esos territorios. Para estos casos, se va a considerar su estimación directa como fuente de datos para el ajuste el modelo FH, pero se imputará su varianza a partir del ajuste de un modelo que permita suavizar las desviaciones estándar.

Al comparar el tamaño de muestra para cada cantón y la desviación estándar asociada a la estimación de la desnutrición crónica infantil del territorio en la escala logarítmica, es posible

identificar visualmente que existe una correlación lineal negativa clara; a mayor muestra, menor desviación estándar. La figura 3.12 también sugiere que no hay puntos atípicos en el conjunto de datos.

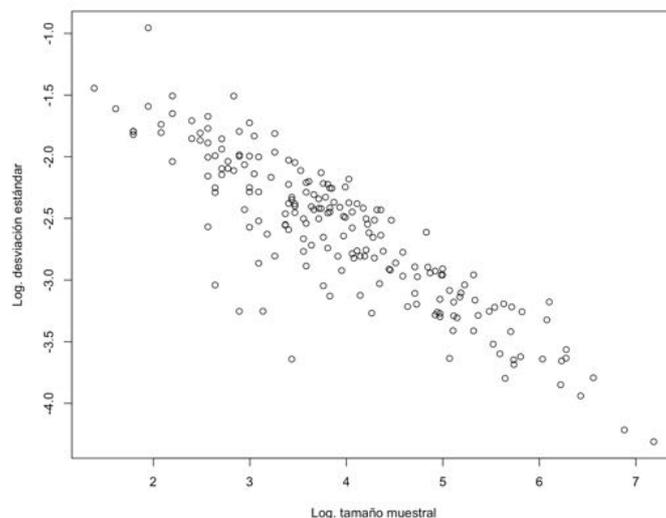


Figura 3.12: Log. tamaño muestral vs. Log. desviación estándar.

Por tanto, se procede a ajustar un modelo de regresión al logaritmo de las desviaciones estándar estimadas, para aquellos cantones donde no son iguales a cero; y con ello poder predecir las varianzas para los territorios que reportaron valor igual a cero de la estimación de la desviación estándar asociada a la estimación de la desnutrición crónica infantil. Al igual que antes, inicialmente se identificarán los predictores que resulten significativos entre todas las variables auxiliares disponibles y el logaritmo del tamaño de muestra para cada cantón, en el ajuste de un modelo de regresión lineal múltiple para el logaritmo de las desviaciones. A continuación, se aplicará la regresión por pasos (Stepwise), que permite identificar un subconjunto útil de predictores mediante la agregación y eliminación de variables, una a la vez.

Así, al ajustar el modelo de regresión lineal múltiple con todos los predictores, se identifican como variables significativas el logaritmo del tamaño muestra, razón niños-mujeres, y mujeres adolescentes con hijos. Además, el coeficiente de determinación R^2 refleja un porcentaje de variabilidad explicada del 81,52% cuando se consideran todos los predictores (Figura 3.13). Por otro lado, el método de regresión por pasos también identifica las mismas variables que resultaron significativas en el modelo de regresión múltiple anterior y presenta un R^2 igual a 80,64% en el modelo que incluye solo estas variables (Figura 3.14). Se utilizará el modelo de regresión definido por estos tres predictores para predecir las varianzas en los 9 cantones antes mencionados.

Lo que sigue es verificar el ajuste del modelo, para ello se interpreta el gráfico de residuos versus valores ajustados⁴, que permitirá detectar no linealidad, heteroscedasticidad y la presencia valores atípicos. En la figura 3.15 se puede ver que el modelo se ajusta razonablemente, debido

⁴Los valores positivos para el residuo (en el eje y) significan que la predicción fue demasiado baja, y los valores negativos significan que la predicción fue demasiado alta; 0 significa que la suposición fue exactamente correcta.

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -1.46380    0.24196  -6.050 8.07e-09 ***
I(log(muestra5)) -0.43911    0.01870 -23.482 < 2e-16 ***
nino_mujeres    1.00560    0.29539   3.404 0.000816 ***
adolescentes_hijos -6.15466    1.94400  -3.166 0.001812 **
ocupados_afiliados  0.05252    0.24412   0.215 0.829894
analfabetismo_joven -0.01307    2.30282  -0.006 0.995479
nbi              0.36103    0.22625   1.596 0.112291
tratamiento_agua  0.13539    0.11497   1.178 0.240459
madre_adol     -0.11885    0.54544  -0.218 0.827759
madre_nina     -1.04701    3.70162  -0.283 0.777612
bajo_peso      1.48558    0.85767   1.732 0.084948 .
morbilidad     0.39433    0.31886   1.237 0.217791
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2657 on 182 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8152,    Adjusted R-squared:  0.804
F-statistic: 72.97 on 11 and 182 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 3.13: Resultados del ajuste del modelo de regresión múltiple al logaritmo de las desv. estándar de los estimadores directos, incluyendo todos los predictores.

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -0.98632    0.10499  -9.394 < 2e-16 ***
I(log(muestra5)) -0.45028    0.01657 -27.168 < 2e-16 ***
nino_mujeres    1.21379    0.22473   5.401 1.96e-07 ***
adolescentes_hijos -7.18184    1.48430  -4.839 2.70e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2662 on 190 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8064,    Adjusted R-squared:  0.8033
F-statistic: 263.7 on 3 and 190 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 3.14: Resultados del ajuste del modelo final obtenido usando un procedimiento de selección por pasos Stepwise.

a que: *i*) los residuos están distribuidos aleatoriamente alrededor de la línea 0; *ii*) el patrón que muestran los residuos no se alejan en exceso de una banda horizontal alrededor de la línea 0, lo que sugiere que no se observa un problema grave de heteroscedasticidad; *iii*) tres residuos se destacan del patrón aleatorio básico de residuos, que corresponden a cantones con tamaños muestrales pequeños (menos de 40 observaciones), por lo que su valor observado no es fiable; y *iv*) en general, no hay patrones claros.

Luego, se interpreta la gráfica *Cuantil – Cuantil* que muestra la coincidencia de una distribución observada con una distribución teórica, en este caso la distribución normal. Se puede ver que la distribución observada de los residuos tiende a coincidir con la forma de la distribución normal (los puntos graficados siguen la línea recta mostrada), con cierta variación alrededor de la línea y con presencia de algunos atípicos, como ya se ha comentado (Ver Figura [3.16](#)).

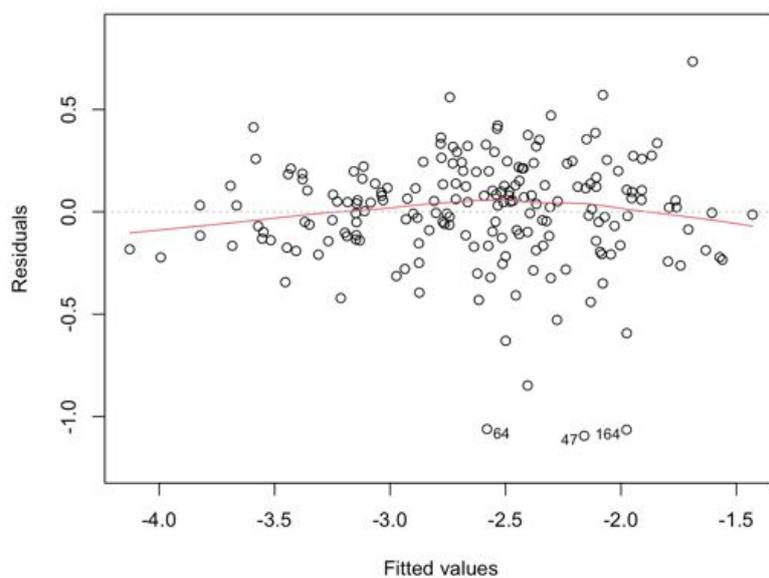


Figura 3.15: Residuos vs. valores ajustados.

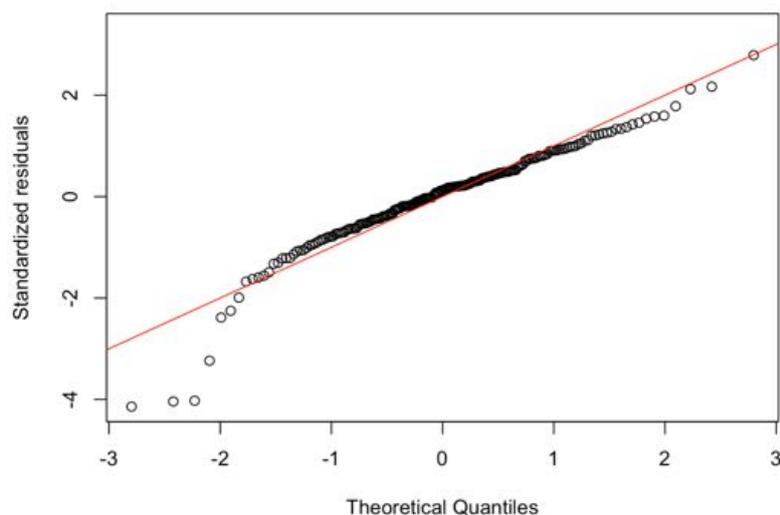


Figura 3.16: Gráfica Cuantil-Cuantil.

Resulta útil también entender la gráfica que compara el valor original de la desviación estándar con la predicción hecha por el modelo en cada cantón. Esto muestra mayoritariamente una correlación fuerte entre las desviaciones predichas a partir del modelo y los valores observados (estimaciones ENSANUT) (Ver Figura [3.17](#)).

Una vez se ha diagnosticado el modelo, lo siguiente es: *i*) predecir a través de éste, las varianzas de aquellos cantones con valores nulos, y *ii*) calcular los estimadores EBLUP basados en el modelo FH incluyendo también estos 9 cantones. La estimación de la desviación estándar en los nueve

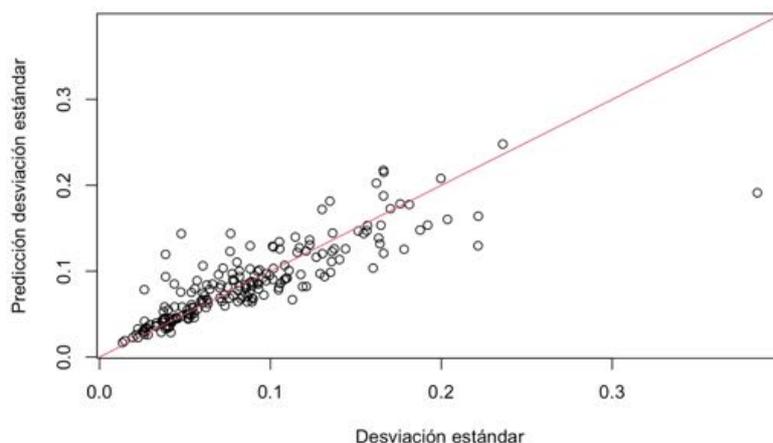


Figura 3.17: Desviaciones estándar observadas vs. predichas.

territorios mencionados, se la realiza aplicando la función exponencial a la ecuación del modelo seleccionado:

$$\hat{s}_i = \exp(-0,986 - 0,450 \cdot \log(muestra_i) + 1,214 \cdot nino_mujeres_i - 7,182 \cdot adolescentes_hijos_i). \quad (3.10)$$

De esta manera, se obtienen las estimaciones requeridas y distintas a cero. El cuadro 3.4 presenta las estadísticas descriptivas de las estimaciones de la varianza de los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica infantil para niños menores a 5 años en todos los cantones, donde se puede verificar que, en efecto, ninguno de estos datos es ahora nulo.

Estimación	Mín.	Percentil 25	Mediana	Media	Percentil 75	Máx.
Varianza	0.01342	0.04811	0.08187	0.09118	0.11831	0.38493

Cuadro 3.4: Descriptiva de las varianzas estimadas de los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica infantil, incluyendo las varianzas predichas para los cantones donde eran cero.

A continuación, se incorporan estos 9 cantones al conjunto de cantones iniciales que usaremos en el modelo FH (con estimaciones de varianza distintas a cero). A partir de estas varianzas estimadas, calcularemos los estimadores EBLUP basados en el modelo FH para todos los cantones considerados, utilizando el modelo previamente considerado para la estimación de áreas menores (Figura 3.8).

Una vez que se ha determinado el modelo para la estimación cantonal de la desnutrición crónica infantil en niños menores a cinco años, es necesario analizar el comportamiento y validez de las estimaciones EBLUP obtenidas. El ponderador gamma considerado en la expresión 2.7 resulta de dividir la varianza estimada de los efectos aleatorios entre la suma de la varianza estimada de los efectos aleatorios más la varianza estimada del estimador directo de la ENSANUT. Por lo tanto, si la varianza de la encuesta es pequeña comparada con la varianza de los efectos aleatorios, el ponderador gamma tendrá un valor cercano a uno y en consecuencia la estimación de la ENSANUT tendrá más peso en el predictor EBLUP, por el contrario, si la varianza de la

encuesta es grande comparada con la varianza de los efectos aleatorios, el ponderador gamma tendrá un valor cercano a cero y por ende la estimación sintética tendrá más peso en el predictor EBLUP. Comparamos el peso que el EBLUP le da a los estimadores directos frente a los estimadores sintéticos de regresión en los cantones con estimadores de desnutrición infantil nulos, y se verifica que en todos los casos se considera principalmente la estimación sintética en el predictor EBLUP:

Estimación	Mín.	Percentil 25	Mediana	Media	Percentil 75	Máx.
Directa	2.991	6.189	8.370	9.430	11.205	20.277
Sintética	79.72	88.79	91.63	90.57	93.81	97.01

Cuadro 3.5: Comparación de los pesos asignados a los estimadores directos vs. sintéticos (en porcentaje), en los nueve cantones con estimaciones nulas en la varianza.

De esta manera, se obtienen estimadores EBLUP para todos los cantones en estudio, incluyendo aquellos cantones en los que la desnutrición crónica infantil estimada es igual a cero. La figura a continuación muestra una comparación entre las estimaciones directas y EBLUP (gráfica izquierda); además, permite evaluar gráficamente la precisión de los estimadores EBLUP al compararlos con las varianzas de los estimadores directos (gráfica derecha). Se tiene que la reducción relativa media del MSE a lo largo de todos cantones es del 61,47 %.

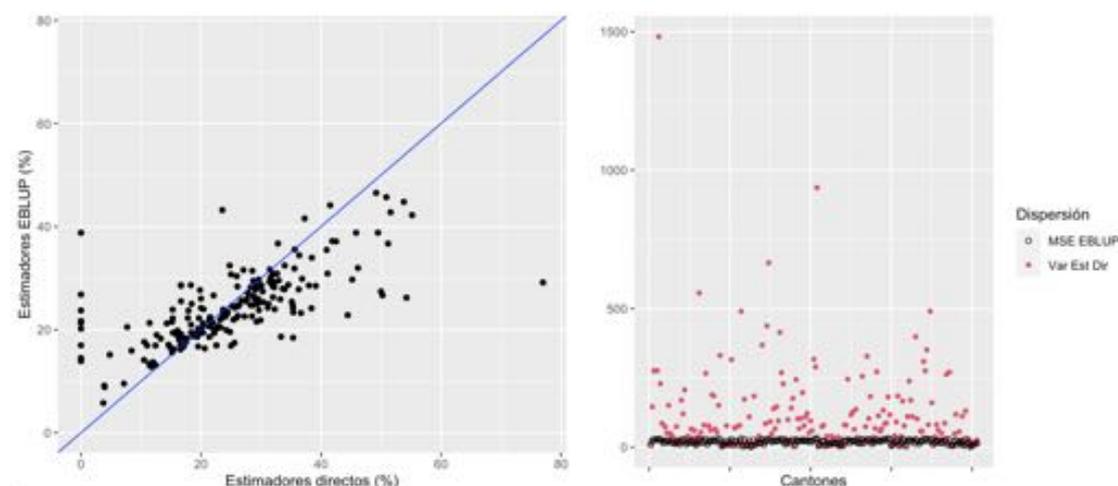


Figura 3.18: Comparación entre las estimaciones directas y EBLUP (izquierda). Varianzas estimadas de los estimadores directos y MSEs estimados de los predictores (derecha).

Anteriormente se verificó que los residuos del modelo y los efectos aleatorios predichos cumplen con las hipótesis de normalidad, lo que valida estas estimaciones cantonales de desnutrición crónica infantil para niños menores a 5 años.

3.3.4. Mapa de prevalencia cantonal de la desnutrición crónica para niños menores a 5 años

A continuación se muestra un cartograma de las estimaciones EBLUP de la desnutrición crónica para niños menores a 5 años a nivel cantonal:

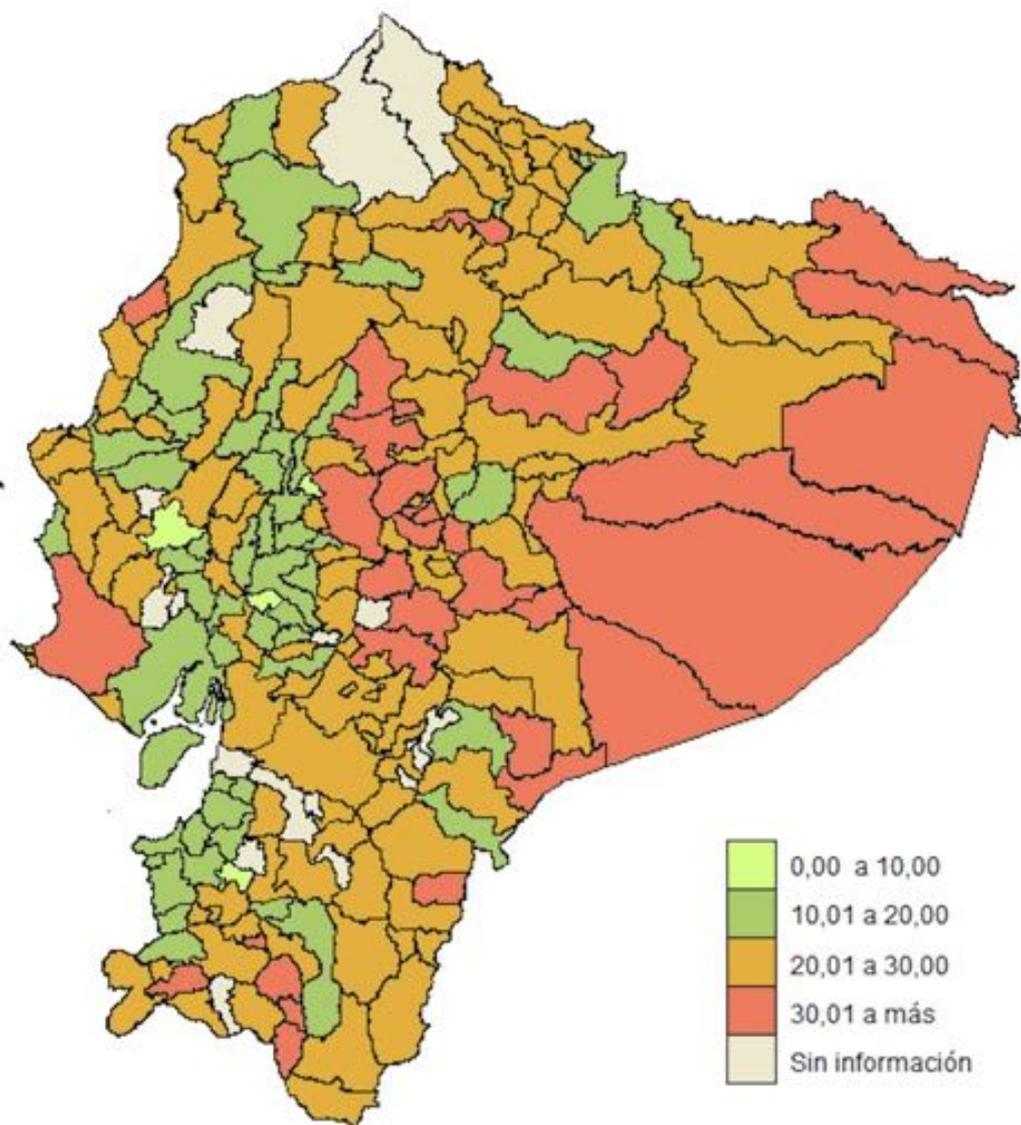


Figura 3.19: Mapa de la desnutrición crónica para niños menores de 5 años a nivel cantonal, obtenido mediante los estimadores EBLUP.

La figura 3.19 permite visibilizar la heterogeneidad de la desnutrición crónica en niños menores a 5 años en el Ecuador, e identificar aquellos territorios mayormente afectados. De los 203 cantones que cuentan con estimaciones FH para la desnutrición crónica en niños menores de 5 años, el 54,2% de ellos (110 territorios) tienen tasas mayores a la estimación directa a nivel nacional (23,01%). Además, 33 cantones (que corresponden al 16,3%), superan el 30% de población menor a 5 años con problemas de desnutrición crónica. Los cantones con las incidencias más altas de desnutrición crónica infantil (30% y más), se ubican principalmente en la región amazónica del país y en parte central de la región sierra, que corresponden a territorios que se encuentran en peores niveles de bienestar y desigualdad en el país [6]. Existen 59 cantones (29,0%) presentan estimaciones menores al 20% y únicamente se reportan 4 casos con tasas inferiores al 10%.

3.4. Estimación de la desnutrición crónica para niños menores a 2 años a nivel cantonal

Al igual que para el grupo de niños menores a 5 años, para niños menores a 2 años se va a verificar que las técnicas de estimación en áreas pequeñas proporcionan estimaciones con menor error estimado, apoyándose en información auxiliar relacionada con la desnutrición crónica infantil. Para aquellos cantones en los que el estimador directo resulta igual a cero, debido a que no se obtuvo ningún individuo con desnutrición crónica en la muestra investigada, se aplicará un modelo previo similar al anteriormente descrito para lograr una estimación válida del fenómeno.

Como ya hemos comentado, el EBLUP (predictor lineal insesgado que minimiza el ECM) no requiere normalidad. Sin embargo, la aproximación analítica del ECM obtenida por Prasad y Rao (1990) [15] para los predictores EBLUP basados en el modelo Fay-Herriot y que calculamos mediante la función $mseFH()$ del paquete de R *sae*, requieren de una distribución normal. Por tanto, estudiamos gráficamente que la distribución de los estimadores directos de la desnutrición crónica en niños menores a 2 años. En la figura 3.20, podemos ver que para los menores de 2 años, que la distribución normal es más cuestionable pues se observa una clara asimetría. Esto es debido a los menores tamaños muestrales en los cantones (pues para tamaños muestrales grandes el Teorema Central del Límite garantiza la normalidad aproximada). Por tanto, los errores cuadráticos medios hay que interpretarlos con cuidado.

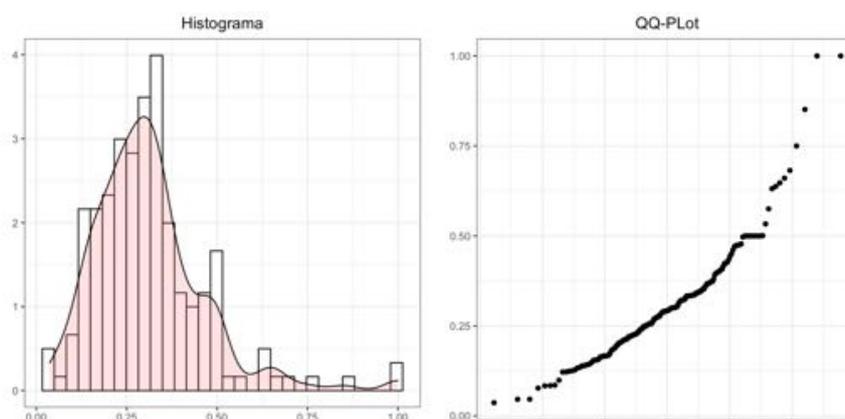


Figura 3.20: Histograma (izquierda) y gráfico Q-Q de normalidad (derecha) de los estimadores directos de la desnutrición crónica en niños menores a 2 años para los cantones del Ecuador.

3.4.1. Selección de predictores

En esta sección, realizaremos un proceso de selección de las variables auxiliares preliminar, usando el modelo de regresión múltiple asociado al modelo FH. Del total de cantones visitados por la encuesta, el 78,3% de los territorios (159) tienen menos de 50 observaciones muestrales relacionadas con la población menor a 2 años. Y además, hay 24 cantones con estimaciones y desviaciones estándar igual a cero y 1 cantón en el que no se encontró ningún individuo de la edad requerida. El modelo FH inicial, incluirá únicamente los territorios en los que las estimaciones directas existan y sean mayores a cero, y posteriormente se determinará un procedimiento que permita estimar la desnutrición crónica infantil en los cantones con estimaciones nulas.

Al analizar la figura 3.21 se puede evidenciar que no existe alguna relación clara entre las estimación de desnutrición crónica y los predictores considerados. La no existencia de predictores potentes que expliquen la variabilidad entre cantones de los estimadores de las tasas de desnutrición crónica para niños menores a 2 años, hace necesario incluir efectos aleatorios en el modelo de regresión que representan dicha heterogeneidad no explicada, dando lugar al modelo FH.

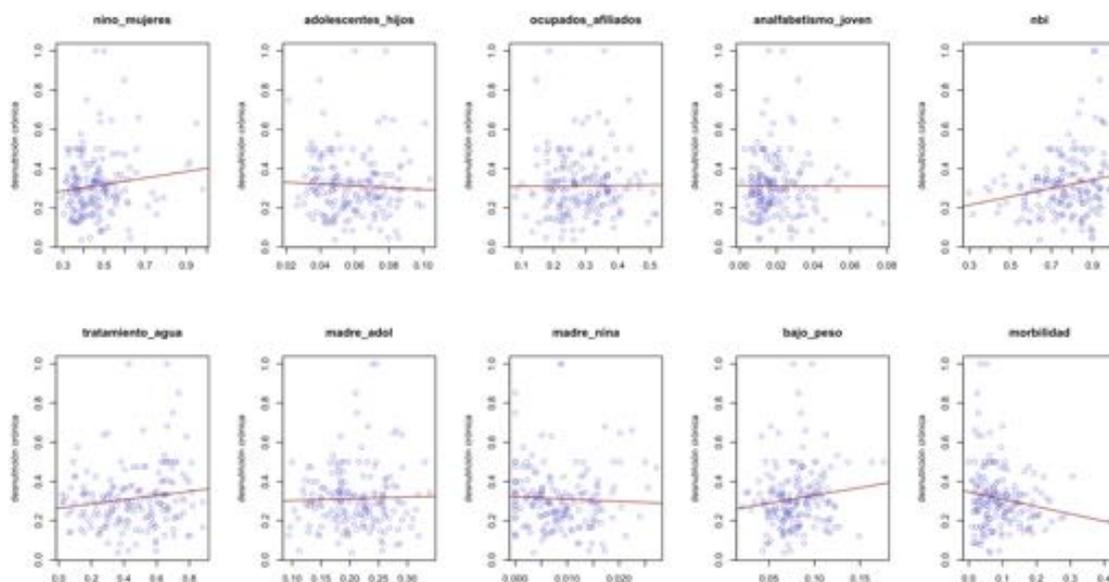


Figura 3.21: Inspección de la relación entre las estimaciones directas y las variables auxiliares.

Inicialmente, se ajusta un modelo de regresión lineal múltiple con todas las variables auxiliares. Al incluir cada una de las variables auxiliares, en el caso de los menores de 2 años, resultan significativas solo dos de ellas: pobreza por NBI y bajo peso al nacer:

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -0.11644   0.13237  -0.880  0.3803
nino_mujeres    0.25217   0.16521   1.526  0.1288
adolescentes_hijos -1.85686   1.13032  -1.643  0.1023
ocupados_afiliados  0.21700   0.14950   1.451  0.1485
analfabetismo_joven -2.05335   1.29977  -1.580  0.1160
nbi             0.37118   0.12890   2.880  0.0045 **
tratamiento_agua  0.01051   0.06336   0.166  0.8684
madre_adol      0.10490   0.31695   0.331  0.7411
madre_nina      0.48694   2.16349   0.225  0.8222
bajo_peso       1.27359   0.50124   2.541  0.0120 *
morbilidad      -0.15749   0.18274  -0.862  0.3900
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.148 on 167 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.146,    Adjusted R-squared:  0.09485
F-statistic: 2.855 on 10 and 167 DF,  p-value: 0.002629

```

Figura 3.22: Resultados del ajuste de un modelo de regresión lineal múltiple con los todos predictores a los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica para menores de 2 años.

Aplicando un procedimiento de selección por pasos (Stepwise), también se seleccionan dos de las variables: mujeres adolescentes con hijos y pobreza por NBI:

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    0.16738    0.06178   2.709 0.007413 **
adolescentes_hijos -1.81118    0.74000  -2.448 0.015371 *
nbi             0.32954    0.09242   3.566 0.000468 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1509 on 175 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.07033, Adjusted R-squared:  0.0597
F-statistic: 6.619 on 2 and 175 DF, p-value: 0.001694

```

Figura 3.23: Resultados del ajuste del modelo obtenido mediante el método de selección por pasos para las tasas de desnutrición de menores de 2 años.

Adicionalmente, se utiliza otra alternativa para identificar los mejores predictores, el método de regresión LASSO. De nuevo, se seleccionó el λ que minimiza el MSE más una desviación estándar. El método Lasso selecciona ocho predictores: razón niños-mujeres, mujeres adolescentes con hijos, personas ocupadas y afiliadas, analfabetismo en jóvenes, pobreza por NBI, hogares que no tratan el agua para beberla, bajo peso al nacer y morbilidad. A continuación, se hace necesario verificar si esas variables seleccionadas son significativas. Así se tiene que pobreza por NBI y bajo peso al nacer resultan significativos, y se utilizarán como principales predictores de la desnutrición crónica infantil para menores de 2 años.

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -0.11247    0.13079  -0.860 0.39105
X.lassonino_mujeres  0.23721    0.16048   1.478 0.14124
X.lassoadolescentes_hijos -1.63760    1.00106  -1.636 0.10373
X.lassoocupados_afiliados  0.21921    0.14829   1.478 0.14120
X.lassoanalfabetismo_joven -1.84985    1.20273  -1.538 0.12591
X.lassonbi      0.38426    0.12175   3.156 0.00189 **
X.lassotratamiento_agua  0.01146    0.06297   0.182 0.85584
X.lassobajo_peso  1.27878    0.49472   2.585 0.01059 *
X.lassomorbilidad -0.14922    0.18076  -0.826 0.41023
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1472 on 169 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.145, Adjusted R-squared:  0.1046
F-statistic: 3.584 on 8 and 169 DF, p-value: 0.0007231

```

Figura 3.24: Resultados aplicando del ajuste por mínimos cuadrados del modelo de regresión lineal múltiple con los predictores seleccionados por el método Lasso.

Los resultados del ajuste por mínimos cuadrados del modelo considerando solamente los predictores significativos se muestran a continuación:

```

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      0.04173   0.07727   0.540  0.58987
X.lasso[, c("bajo_peso", "nbi")]bajo_peso  1.04488   0.45143   2.315  0.02180 *
X.lasso[, c("bajo_peso", "nbi")]nbi      0.24722   0.08082   3.059  0.00257 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1511 on 175 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.06706, Adjusted R-squared:  0.0564
F-statistic:  6.29 on 2 and 175 DF, p-value: 0.002302

```

Figura 3.25: Resultados aplicando el método de mínimos cuadrados en la regresión lineal múltiple con los predictores significativos dentro de los seleccionados con LASSO.

3.4.2. EBLUPs basados en el modelo Fay-Herriot

A continuación se obtienen los predictores EBLUP, que son una combinación de la estimación directa y la sintética, cuando existe una estimación directa en un cantón. Los estimadores EBLUP basados en FH se obtienen mediante la función *eb lupFH()* del paquete *sae*. Para determinar las variables auxiliares explicativas, en un principio se consideran los dos predictores identificados como significativos en el apartado anterior. Sin embargo, en el modelo FH que incluye los efectos aleatorios del área, la variable de pobreza por NBI resulta no significativa:

```

                beta std.error  tvalue    pvalue
(Intercept)  0.1263934  0.06363002  1.986380  0.046991126
nbi          0.0604529  0.06133770  0.985575  0.324341733
bajo_peso    1.1233115  0.42230751  2.659937  0.007815523

```

Figura 3.26: Resultados del ajuste del modelo FH para la estimación de la desnutrición crónica infantil, con los 2 predictores seleccionados.

A continuación, con el propósito de identificar un mayor número de predictores y utilizando lo verificado con anterioridad, se prueba a ajustar el modelo utilizando los predictores que resultaron significativos para la estimación de la desnutrición crónica cantonal para niños menores a 5 años (razón niños-mujeres, mujeres adolescentes con hijos y bajo peso al nacer), resultando significativos los tres predictores, véase la Figura 3.27. Parece razonable considerar las mismas variables predictoras, pues en este caso también se está midiendo la desnutrición crónica, solo que para menores de 2 años. Los menores tamaños muestrales para menores de 2 años pueden estar afectando al hecho de que los predictores anteriores no se hayan seleccionado por los métodos de selección previos. De manera que, este será el modelo que se utilizará para calcular las estimaciones EBLUP basados en el modelo Fay-Herriot:

```

                beta std.error  tvalue    pvalue
(Intercept)    0.06254999  0.06218164  1.005924  3.144522e-01
nino_mujeres   0.46462582  0.11085163  4.191421  2.772132e-05
adolescentes_hijos -2.13863889  0.74316115 -2.877759  4.005106e-03
bajo_peso      1.39218539  0.42716571  3.259123  1.117574e-03

```

Figura 3.27: Resultados del ajuste del modelo FH para estimación de la desnutrición crónica infantil en menores de 2 años, usando los 3 predictores seleccionados en el modelo para la desnutrición crónica infantil para menores de 5 años.

Una vez que se ha determinado el modelo para la estimación cantonal de la desnutrición crónica infantil en niños menores a 2 años, es necesario analizar el comportamiento y validez de las estimaciones obtenidas. Al comparar las estimaciones EBLUP obtenidas contra las estimaciones directas de la desnutrición crónica infantil, se puede ver que los estimadores EBLUP basados en el modelo FH toman valores en un rango considerablemente más estrecho; esto sugiere que son más estables, aunque se puede correr el peligro de dar estimaciones demasiado homogéneas. Además, es posible notar que existen atípicos en las estimaciones directas, que dejan de serlo en las predicciones EBLUP:

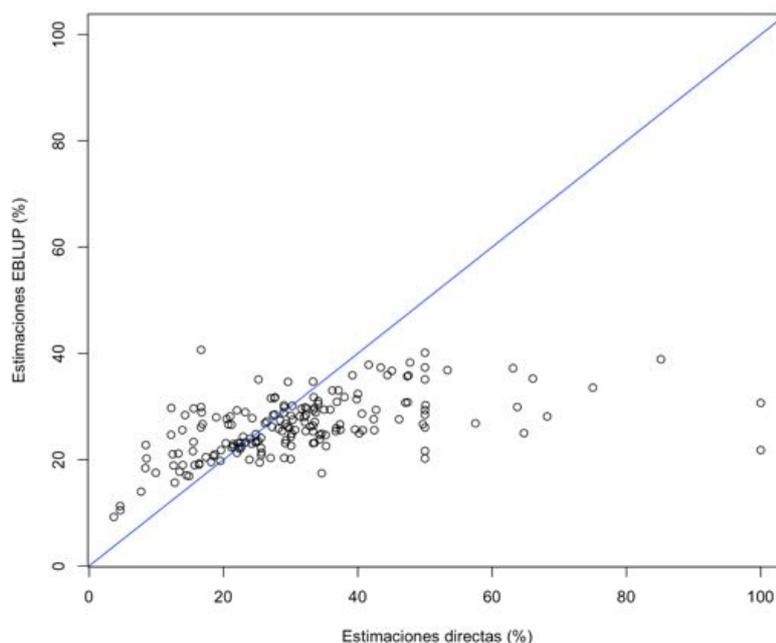


Figura 3.28: Comparación entre las estimaciones directas y EBLUP.

La estimación del error cuadrático medio del predictor empírico EBLUP permite evaluar la precisión de los nuevos estimadores al compararlos con las varianzas de los estimadores directos ($\times 10000$). La reducción relativa media del MSE estimado a lo largo de los cantones es del 72,32%, lo que representa un incremento en la precisión importante. Se tiene que, para el cantón con el tamaño muestral mínimo, la medida de precisión disminuye de 9957,17 a 35,85; incluso se reporta una reducción significativa para el cantón con mayor muestra, pasando de 5,13 a 4,58:

Precisión	Muestra mín.	Muestra máx.	Mediana	Percentil 25	Percentil 75
VAR E. Directas	9957.17	5.13	13.10	341.70	41.93
MSE EBLUP	35.85	4.58	9.93	33.28	21.61

Cuadro 3.6: Comparación de las medidas de la precisión estimadas de las estimaciones directas y EBLUP.

Al analizar gráficamente el comportamiento de las medidas de error entre los dos tipos de estimadores, la ganancia de la precisión de los predictores EBLUP es significativamente importante:

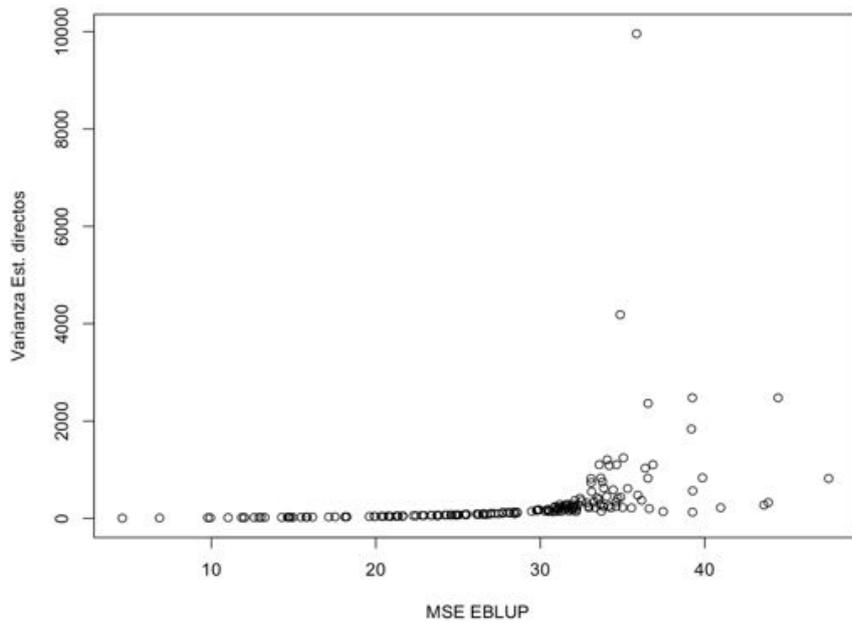


Figura 3.29: Varianza estimada del estimador directo vs. MSE estimado del estimador EBLUP.

Aunque las distribuciones de los residuos condicionales EBLUP y los efectos aleatorios predichos son algo asimétricas por la izquierda; sin embargo, no se alejan excesivamente de la hipótesis de gaussianidad (ver Figura 3.30). En cualquier caso, efectivamente, los ECMs de los predictores EBLUP en este caso hay que interpretarlos con cuidado.

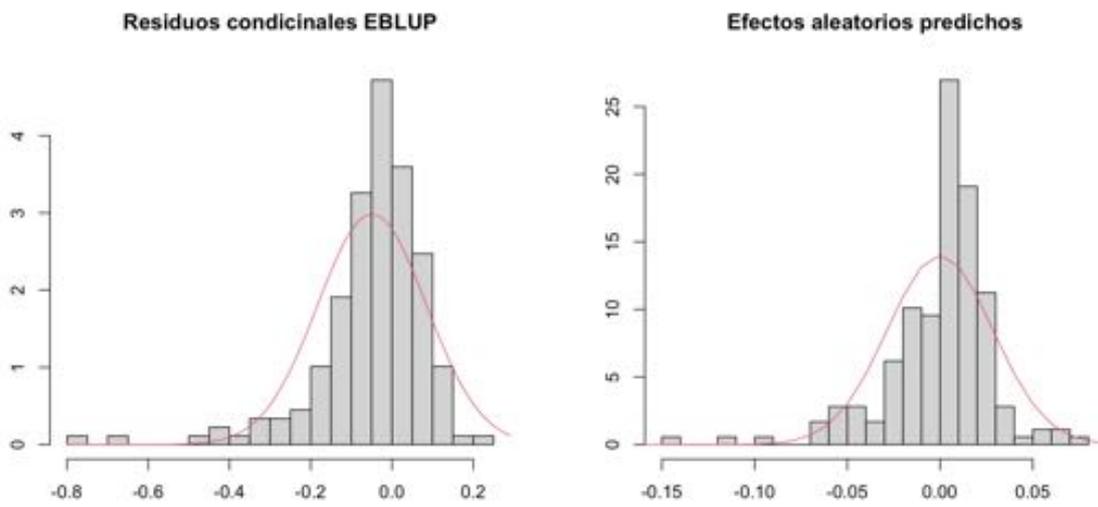


Figura 3.30: Histogramas de residuos condicionales EBLUP y efectos aleatorios predichos.

3.4.3. Estimación en cantones con estimadores directos nulos

Inicialmente se identificaron 24 cantones con estimaciones directas y desviaciones estándar igual a cero. Para estos casos se considera la estimación directa, pero se imputará su varianza a partir del ajuste de un modelo que permita aproximar las desviaciones estándar estimadas. Al comparar para cada cantón, el logaritmo del tamaño de muestra y el logaritmo de la desviación estándar asociada a la estimación de la desnutrición crónica infantil, es posible identificar que existe una correlación lineal negativa clara (Figura 3.31).

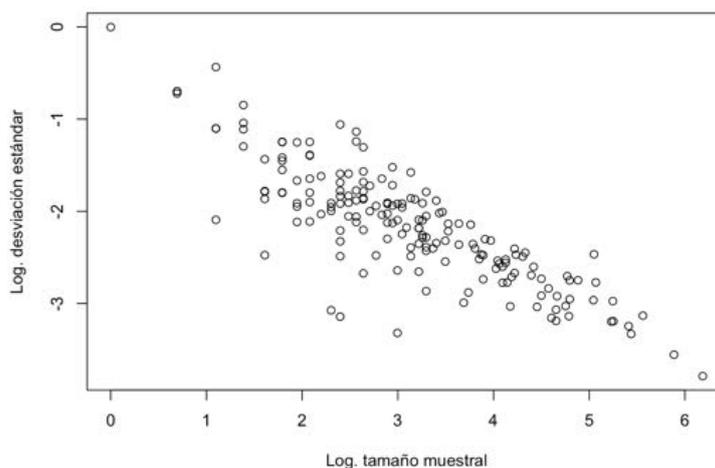


Figura 3.31: Log. tamaño muestral vs. Log. desviación estándar.

Lo que sigue es ajustar un modelo al logaritmo de las desviaciones estándar estimadas, para aquellos cantones donde no son iguales a cero; y con ello poder predecir las varianzas para los territorios que reportaron valor igual a cero de la estimación de la desviación estándar asociada a la estimación de la desnutrición crónica infantil. Considerando los predictores obtenidos para el caso de niños menores de 5 años, se ajusta un modelo general de regresión lineal múltiple en el que se identificaron como significativas el logaritmo del tamaño muestra, razón niños-mujeres, y mujeres adolescentes con hijos. Se verifica que estas cuatro variables resultan ser significativas y el coeficiente de determinación R^2 refleja un porcentaje de variabilidad explicada del 72,65 %:

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -0.99624    0.18555  -5.369 2.52e-07 ***
I(log(muestra2)) -0.46047    0.02211 -20.827 < 2e-16 ***
nino_mujeres    0.72559    0.29277   2.478  0.0142 *
adolescentes_hijos -4.07408    1.96564  -2.073  0.0397 *
bajo_peso       2.24084    1.08413   2.067  0.0402 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.3359 on 173 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7265,    Adjusted R-squared:  0.7202
F-statistic: 114.9 on 4 and 173 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Figura 3.32: Resultados del modelo de regresión lineal múltiple seleccionado para el logaritmo de las desv. estándar de los estimadores directos.

A continuación verificamos el ajuste del modelo. Para ello se interpreta el gráfico de residuos contra valores ajustados, que permitirá detectar no linealidad, heteroscedasticidad y la presencia de valores atípicos (Figura 3.33). Esta figura muestra tres residuos que destacan del patrón aleatorio básico de residuos, pero éstos corresponden a cantones con tamaños muestrales pequeños (menos de 60 observaciones), por lo que su valor observado no es fiable.

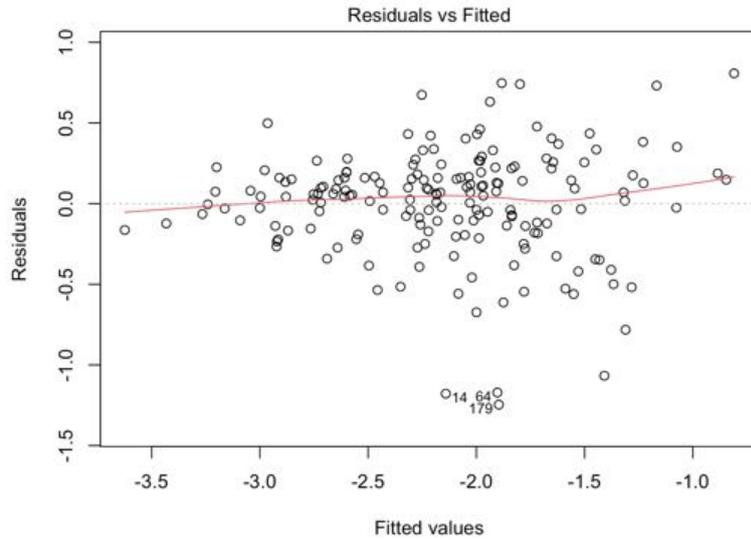


Figura 3.33: Residuos contra valores ajustados.

Luego, se interpreta la gráfica *Cuantil – Cuantil*, donde se puede ver que la distribución observada de los residuos tiende a coincidir con la forma de la distribución normal (los puntos graficados siguen la línea recta mostrada), aunque con la presencia de los atípicos mencionados:

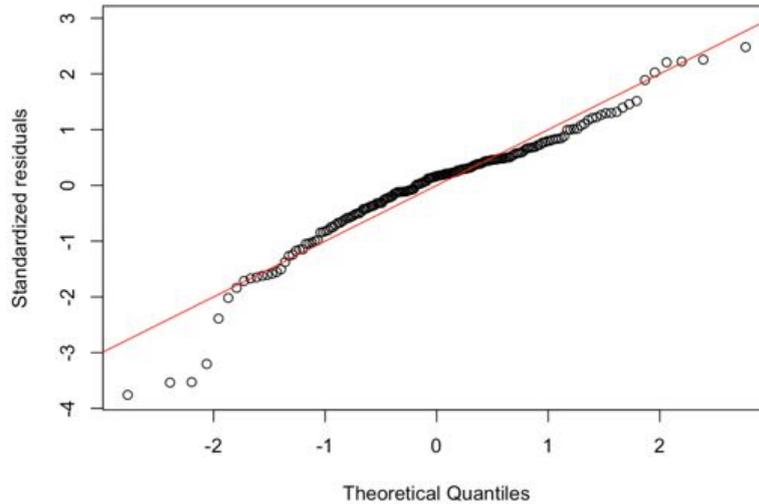


Figura 3.34: Gráfica Cuantil-Cuantil de los residuos del ajuste del modelo para el logaritmo de las desv. estándar.

Resulta útil también entender la gráfica que compara el valor original de la desviación estándar con la predicción hecha por el modelo en cada cantón. Esto muestra mayoritariamente una correlación fuerte entre las predicciones del modelo y los valores observados (estimaciones ENSANUT):

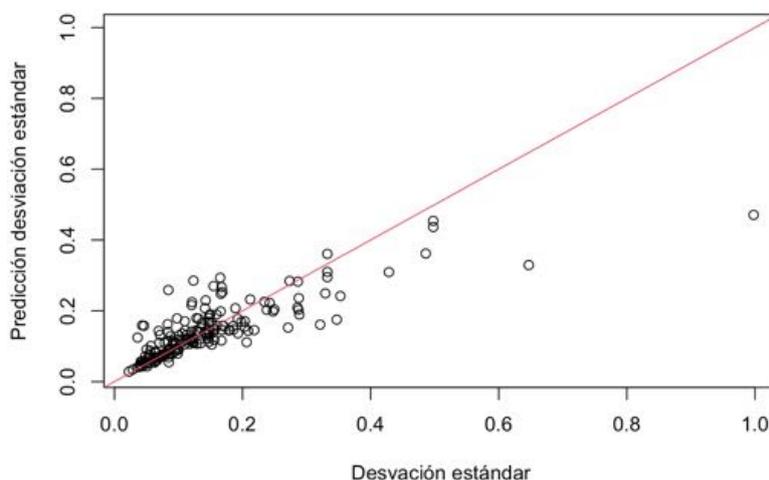


Figura 3.35: Desviaciones estándar observadas vs. predichas.

Una vez se ha diagnosticado el modelo, lo siguiente es: *i*) estimar las varianzas de los 24 cantones con valores nulos, y *ii*) calcular los estimadores EBLUP basados en el modelo FH incluyendo estos 24 cantones. La estimación de la desviación estándar en los 24 territorios mencionados, se realiza aplicando la función exponencial a la ecuación del modelo seleccionado:

$$\hat{s}_i = \exp(-0,996 - 0,460 \cdot \log(muestra_i) + 0,726 \cdot nino_mujeres_i - 4,074 \cdot adolescentes_hijos_i + 2,240 \cdot bajo_peso_i) \quad (3.11)$$

Lo que sigue es incorporar estos 24 cantones al conjunto de cantones iniciales que usaremos en el modelo Fay-Herriot (con estimaciones de varianza distintas a cero).

El cuadro 3.7 presenta estadísticas descriptivas de las estimaciones de la varianza de los estimadores directos de las tasas de la desnutrición crónica infantil para niños menores a 2 años en todos los cantones, donde se puede verificar que en efecto ninguno de estos datos es ahora nulo.

Estimación	Mín.	Percentil 25	Mediana	Media	Percentil 75	Máx.
Varianza	0.02265	0.08314	0.13162	0.16241	0.20334	0.99786

Cuadro 3.7: Medidas descriptivas de las varianzas estimadas de los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica infantil.

A partir de estas varianzas estimadas, calcularemos los estimadores EBLUP basados en el modelo FH para todos los cantones considerados utilizando el modelo previamente considerado para la estimación de áreas menores (Figura 3.27).

Una vez que se ha determinado el modelo para la estimación cantonal de la desnutrición crónica infantil en niños menores a dos años, es necesario analizar el comportamiento y validez

de las estimaciones obtenidas. Inicialmente comparamos el peso que se le da a los estimadores directos frente a los estimadores sintéticos en los cantones con estimadores de desnutrición infantil nulos, y se puede verificar que en todos los casos se considera principalmente la estimación sintética en el predictor EBLUP, debido a los pequeños tamaños muestrales de los cantones:

Estimación	Mín.	Percentil 25	Mediana	Media	Percentil 75	Máx.
Directa	0.324	7.259	15.742	22.392	31.889	86.314
Sintética	99.68	92.74	84.26	77.61	68.11	13.69

Cuadro 3.8: Comparación de los pesos asignados a los estimadores directos vs. sintéticos, en los 24 cantones con estimaciones nulas en la varianza.

De esta manera, se obtienen estimadores EBLUP para todos los cantones en estudio, incluyendo aquellos territorios en los que la desnutrición crónica infantil estimada es igual a cero. La figura a continuación muestra una comparación entre las estimaciones directas y EBLUP (gráfica izquierda); además, permite evaluar gráficamente la precisión de los estimadores EBLUP al compararlos con las varianzas de los estimadores directos (gráfica derecha). La reducción relativa media del MSE a lo largo de todos cantones es del 75,32%.

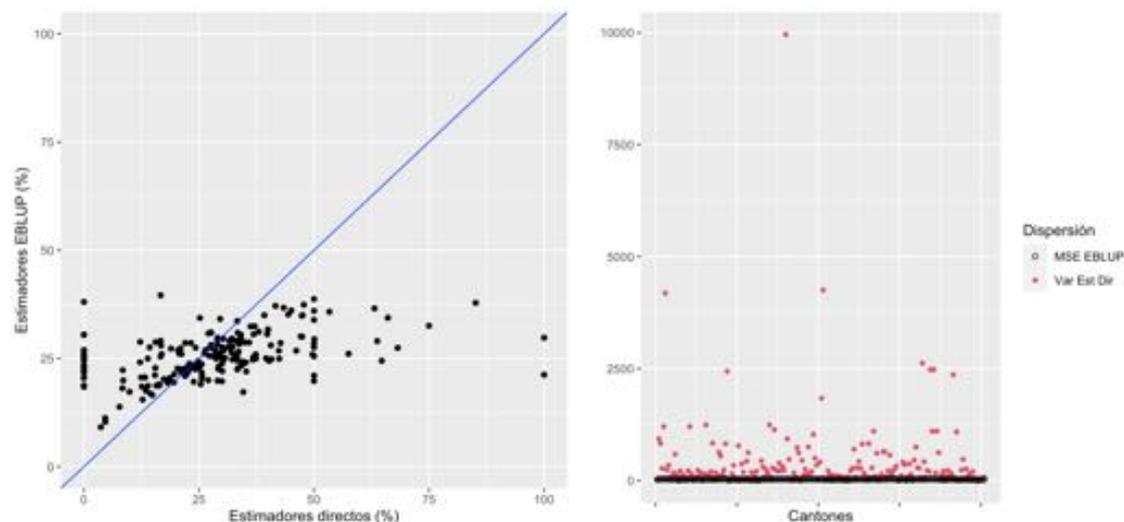


Figura 3.36: Comparación entre las estimaciones directas y EBLUP (izquierda). Varianzas estimadas de los estimadores directos y MSEs estimados de los predictores (derecha).

Además, anteriormente se verificó que los residuos del modelo cumplen con las hipótesis de normalidad, lo valida los resultados obtenidos como las estimaciones cantonales de desnutrición crónica infantil para niños menores a 2 años.

3.4.4. Mapa de prevalencia cantonal de la desnutrición crónica para niños menores a 2 años

A continuación se muestra un cartograma con las estimaciones EBLUP de la desnutrición crónica para niños menores a 2 años a nivel cantonal:

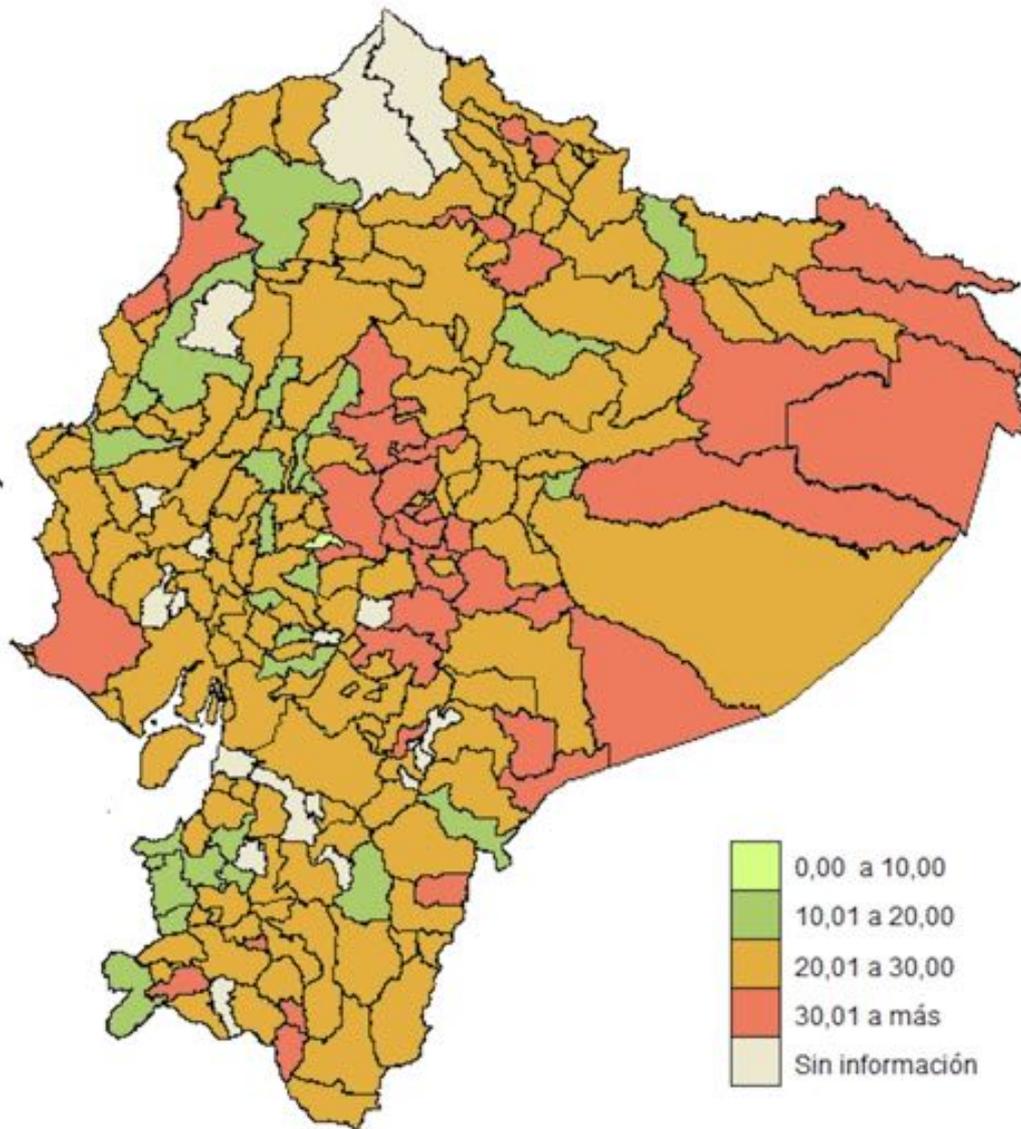


Figura 3.37: Mapa de la desnutrición crónica para niños menores de 2 años a nivel cantonal, obtenido mediante los estimadores EBLUP.

Al igual que la incidencia de desnutrición crónica para niños menores a 5 años, la desnutrición crónica para menores de 2 años está concentrada principalmente en la región amazónica y en la zona central de la sierra del Ecuador. De los 202 cantones que cuentan con estimaciones FH para la desnutrición crónica en niños menores de 2 años, el 36,6% de ellos (74 territorios) tienen tasas mayores a la estimación directa a nivel nacional (27,17%). Además, 37 cantones (que corresponden al 18,3%), superan el 30% de población menor a 2 años con problemas de desnutrición crónica. Para este grupo de edad, el número de cantones que superan el 30% de desnutrición crónica es mayor al reportado en los menores de 5 años. Únicamente 27 cantones (13,3%) presentan estimaciones menores al 20% y solo existe 1 caso con una tasa inferior al 10%.

3.5. Estimación de la desnutrición crónica infantil a nivel cantonal aplicando un modelo multivariante Fay-Herriot

Dado que los estimadores directos de las tasas de desnutrición crónica para menores de 5 años y para menores de 2 años están claramente relacionados, considerar un modelo bivariante para ambas representa una forma de suplementar la escasa información obtenida para los menores de 2 años con la información relativa a menores de 5 años. Es decir, en esta sección vamos a aplicar un modelo Fay-Herriot bivariante para ambas tasas en los cantones ecuatorianos, con el objeto de intentar conseguir mejoras adicionales respecto de las estimaciones anteriores obtenidas mediante modelos FH univariantes independientes. Las variables objetivo son las tasas de desnutrición crónica en niños menores a 5 años (Y_1) y en niños menores a 2 años (Y_2), estimadas por la ENSANUT 20018 usando estimadores directos, que actúan de variables respuesta en el modelo FH bivariante.

Recordamos que el diseño muestral de la ENSANUT es un muestreo estratificado de dos etapas, y permite producir estimaciones directas fiables hasta el nivel provincial. La muestra total es de 43.311 viviendas, que se distribuyen en 24 provincias. Las provincias se dividen a su vez en 211 cantones, de los cuales se registraron estimaciones directas mayores a cero para ambas variables objetivo en 178 territorios en el Ecuador (es decir, en 33 cantones del país no se reportaron desde la encuesta estimaciones directas mayores a cero para ambas tasas). Así, la estimación de la desnutrición crónica infantil aplicando un modelo Fay-Herriot bivariante la realizaremos en los 178 cantones descritos.

La correlación de pearson entre las estimaciones directas cantonales de desnutrición crónica en niños menores a 5 años y en niños menores a 2 años tiene un valor igual a 0,71, lo que sugiere que el modelo bivariante podría ser más adecuado que los modelos univariantes para este conjunto de datos.

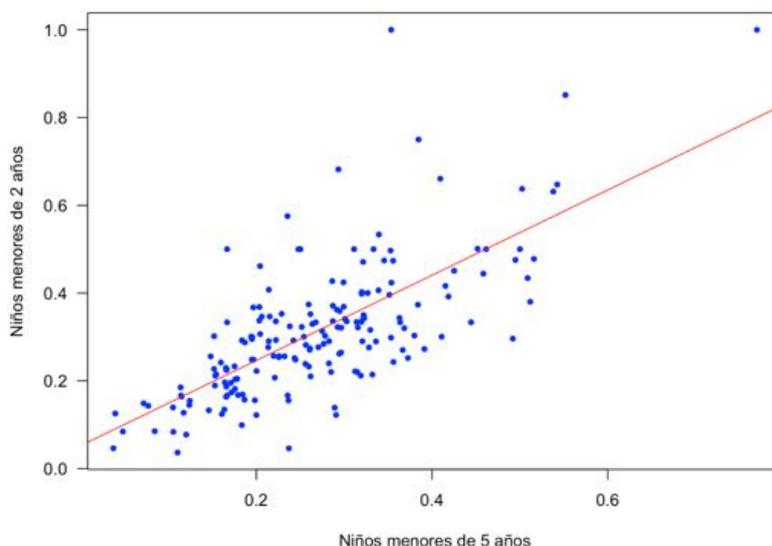


Figura 3.38: Diagrama de dispersión para desnutrición crónica para menores de 2 años vs desnutrición crónica para menores de 5 años.

Se utilizarán los estimadores directos, \hat{Y}_1 y \hat{Y}_2 , como las variables objetivo de interés. Como variables auxiliares específicas del área, se usarán los predictores previamente establecidos en los

modelos FH univariantes determinados con anterioridad. Los resultados del ajuste de los modelos de regresión univariantes previamente ajustados para cada uno de los estimadores directos se muestran en el Cuadro a continuación:

Y	Predictores	β	Error estándar	t valor	Pr(> t)
\hat{Y}_1	Intercepto	0.029	0.047	0.619	5.36e-01
	nino_mujeres	0.694	0.084	8.269	3.36e-14
	adolescentes_hijos	-2.727	0.567	-4.827	3.01e-06
	bajo_peso	0.965	0.310	3.109	2.19e-03
\hat{Y}_2	Intercepto	0.128	0.074	1.741	0.0834
	nino_mujeres	0.459	0.131	3.521	0.0005
	adolescentes_hijos	-2.022	0.879	-2.299	0.0227
	bajo_peso	1.125	0.483	2.326	0.0211

Cuadro 3.9: Estimaciones de parámetros de regresión del modelamiento univariante de desnutrición crónica infantil para niños menores de 5 y 2 años.

Ahora, usando las mismas covariables usadas en los modelos univariantes, vamos a ajustar el *Modelo 1* de Benavent y Morales (2016) [24] con $R = 2$ componentes; es decir, un Modelo FH bivalente descrito en la Sección 2.3.5. Para calcular las estimaciones EBLUP basadas en un modelo bivalente FH para Y_1 e Y_2 , se requieren conocer las covarianzas entre ambos estimadores directos en los cantones, y así especificar los elementos de la matriz Σ_{ed} . Vamos a describir como se obtendrán las varianzas y covarianzas de los estimadores directos HT a nivel nacional, pues a nivel cantonal es análogo. Como se indicó antes, y de acuerdo a Särndal, Swensson and Wretman (1992) [28], cuando no se disponen de las probabilidades de inclusión de segundo orden, para ciertos tipos de diseño muestral se verifica la aproximación $\pi_{ij} \cong \pi_j \pi_i, i \neq j$, que es exacta para el muestreo de Poisson. Usando dicha aproximación para el estimador HT $\hat{\delta}_{HT} = \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\pi_i}$ de $\delta = \sum_{i=1}^N X_i$, un estimador insesgado de su varianza es $\hat{V}ar(\hat{\delta}_{HT}) = \sum_{i=1}^n \frac{X_i^2}{\pi_i} (1 - \pi_i)$.

Conforme a lo expresado, y al referirse al estimador directo de la tasa de desnutrición crónica para menores de 5 años $\hat{Y}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^n w_i Y_i$, escribiendo la fórmula de la varianza estimada en función del peso muestral, se tiene:

$$\hat{V}ar(\hat{Y}_1) = \frac{1}{N_1^2} \sum_{i=1}^n Y_i^2 w_i (w_i - 1),$$

donde $Y_i = 1$ si el niño menor de 5 años tiene desnutrición crónica, $Y_i = 0$ en caso contrario, y N_1 es el tamaño poblacional de niños menores de 5 años. Para el estimador directo de la desnutrición crónica para menores de 2 años $\hat{Y}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{i=1}^n w_i Y_i$, la fórmula es análoga:

$$\hat{V}ar(\hat{Y}_2) = \frac{1}{N_2^2} \sum_{i=1}^n X_i^2 w_i (w_i - 1),$$

donde en este caso $X_i = Y_i Z_i$, con $Z_i = 1$ si el niño menor de 2 años tiene desnutrición crónica, y $Z_i = 0$ en caso contrario, ya que un niño desnutrido menor de 2 años también es desnutrido menor de 5 años. Aquí N_2 es el tamaño poblacional de niños menores de 2 años.

Haciendo uso de $X_i = Y_i Z_i$, un estimador insesgado de la covarianza de los estimadores \hat{Y}_1 y \hat{Y}_2 es:

$$\hat{Cov}(\hat{Y}_1, \hat{Y}_2) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^n w_i (w_i - 1) X_i = \frac{\hat{Var}(\hat{Y}_2) N_2}{N_1}.$$

Para calcular las estimaciones EBLUP basadas en el modelo multivariante FH para Y_1 e Y_2 dado por el Modelo 1 de Benavent y Morales (2016) [24], utilizaremos el paquete de R *msae* [21] que implementa mencionado modelo, introduciendo las varianzas y covarianzas estimadas de los dos tipos de estimadores directos, mostradas arriba. Se espera verificar que su aplicación produzca una estimación de parámetros más eficiente que la estimación directa y que los predictores EBLUPs basados en modelos FH univariantes.

3.5.1. Estimaciones EBLUP basadas en modelos multivariantes para la desnutrición crónica infantil

Los resultados del ajuste del modelo de regresión bivalente ajustado a los dos tipos de estimadores directos se muestran a continuación:

Y	Predictores	β	Error estándar	t valor	Pr(> t)
\hat{Y}_1	Intercepto	0.036563	0.051481	0.71022	4.7757e-01
	nino_mujeres	0.574110	0.094334	6.08590	1.1581e-09
	adolescentes_hijos	-2.327300	0.589170	-3.95010	7.8114e-05
	bajo_peso	0.601580	0.347560	1.73090	8.3476e-02
\hat{Y}_2	Intercepto	0.078081	0.073421	1.06350	2.8757e-01
	nino_mujeres	0.314560	0.137630	2.28560	2.2279e-02
	adolescentes_hijos	-1.054800	0.858730	-1.22830	2.1934e-01
	bajo_peso	0.588740	0.501260	1.17450	2.4019e-01

Cuadro 3.10: Estimaciones de parámetros de regresión del modelamiento bivalente de desnutrición crónica infantil para niños menores de 5 y 2 años.

A la hora de analizar los resultados, en la figura 3.39 comparamos las estimaciones EBLUP basadas en modelos multivariantes FH con las estimaciones EBLUP basadas en el modelo univariante de Fay-Herriot, tanto para la desnutrición crónica en niños menores a 5 años, como para menores de 2 años. Esta figura muestra que, para ambos grupos de edad, las estimaciones son muy similares (los puntos se localizan a lo largo de la diagonal trazada en cada gráfico).

Lo que sigue es identificar si los estimadores que resultan de la aplicación de modelos multivariantes FH son más eficientes que en el modelo univariante FH. En la Figura 3.40 comparamos la precisión estimada de las estimaciones EBLUP basadas en modelos multivariantes FH con la de las estimaciones EBLUP basadas en el modelo univariante de Fay-Herriot, en los dos grupos de edad estudiados. Las áreas pequeñas (cantones) se han ordenado de menor a mayor tamaño de la muestra, y para ambos grupos etarios, es posible verificar que los MSEs de los estimadores EBLUP basados en el modelo bivalente FH son más pequeños que los MSEs de los estimadores EBLUP basados en el modelo univariante FH para todos los cantones.

La mejora en precisión es importante para ambos grupos de edad. En promedio, la reducción entre los errores cuadráticos medios de los estimadores EBLUP basados en modelos univariantes

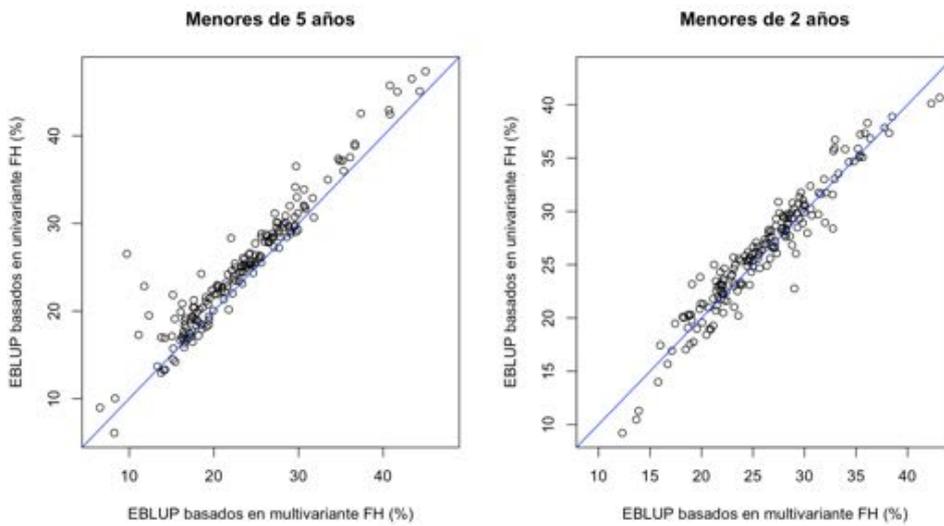


Figura 3.39: Estimaciones EBLUP basadas en modelo bivalente FH vs. estimaciones obtenidas mediante modelo univariante FH.

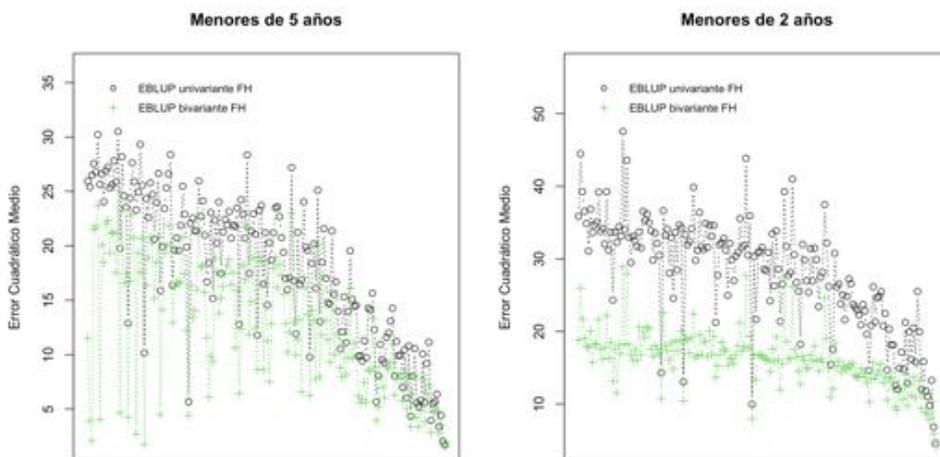


Figura 3.40: MSEs de los estimadores EBLUP basados en un modelo bivalente FH vs. modelo univariante FH.

FH frente a los errores cuadráticos medios de los estimadores EBLUP basados en el modelo bivalente FH, es de 29,17% para menores de 5 años y de 40,28% para niños menores a 2 años. Esta ganancia en precisión es mayor para los menores de 2 años, debido a los menores tamaños muestrales de los cantones. Es decir, el modelo bivalente, no solo toma prestada información de los demás cantones, sino que además toma información prestada de los estimadores directos para los dos grupos de edad. Al comparar la precisión estimada obtenida en los estimadores EBLUP basados en el modelos bivalente FH contra las varianzas estimadas de los estimadores directos, las ganancias en precisión son más notorias aún (ver *Figura 3.41*).

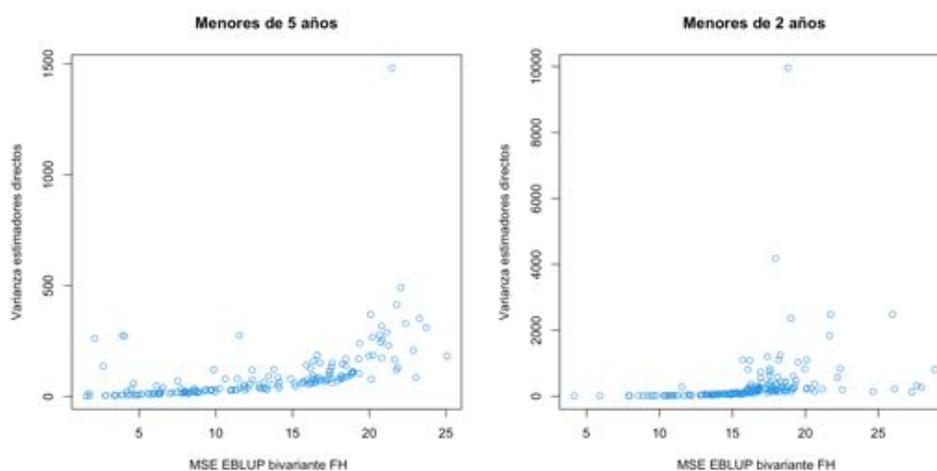


Figura 3.41: MSEs estimados de los estimadores EBLUP basados en un modelo bivalente FH vs. varianza estimada de los estimadores directos.

Para la estimación de la tasa de desnutrición crónica en niños menores de 5 años a nivel cantonal, la reducción observada entre los MSEs de los estimadores EBLUP basado en el modelos bivalente FH contra las varianzas de los estimadores directos es en promedio de 71,07%. Y la reducción observada en el grupo de edad de menores de 2 años es de 81,95% en promedio para las 178 áreas con estimadores directos distintos de cero. Por tanto, hemos obtenido estimaciones que toman valores mucho más razonables, y que mejoran considerablemente la precisión de los estimadores directos, y esta mejora es especialmente llamativa para las tasas de desnutrición en menores de 2 años.

Las estimaciones de la desnutrición crónica infantil desarrolladas y sus respectivas medidas de precisión se pueden consultar en el *Anexo C* para niños menores de 5 años y en el *Anexo D* para niños menores de 2 años.

3.5.2. Mapas cantonales de la prevalencia cantonal de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador

Las Figuras 3.42 y 3.43 muestran cartogramas de las estimaciones EBLUP basadas en el modelo FH bivalente. Para ambos casos, las zonas mayormente afectadas por la desnutrición crónica infantil son coincidentes, región amazónica y sierra central principalmente, que corresponden a territorios que se encuentran en peores niveles de bienestar y desigualdad en el Ecuador [6]. Sin embargo, la diferencia fundamental frente a las estimaciones conseguidas con los modelos univariantes, es una mayor precisión en las estimaciones cantonales, lo cual brinda mejor información de cara al entendimiento y determinación de acciones que permitan atacar y mitigar la problemática.

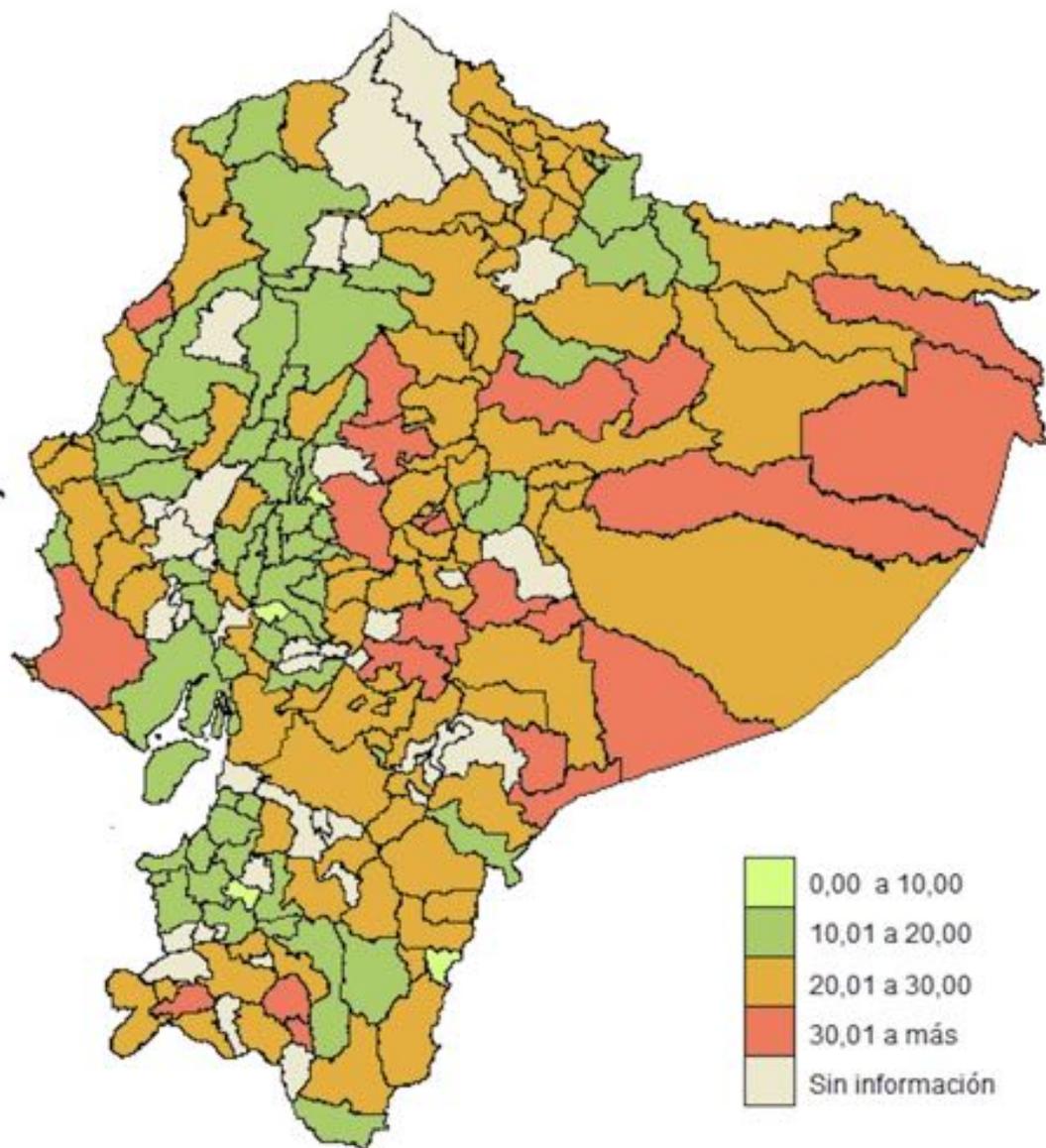


Figura 3.42: Mapa de la desnutrición crónica para niños menores de 5 años a nivel cantonal, obtenido mediante los estimadores EBLUP basados en un modelo bivalente FH.

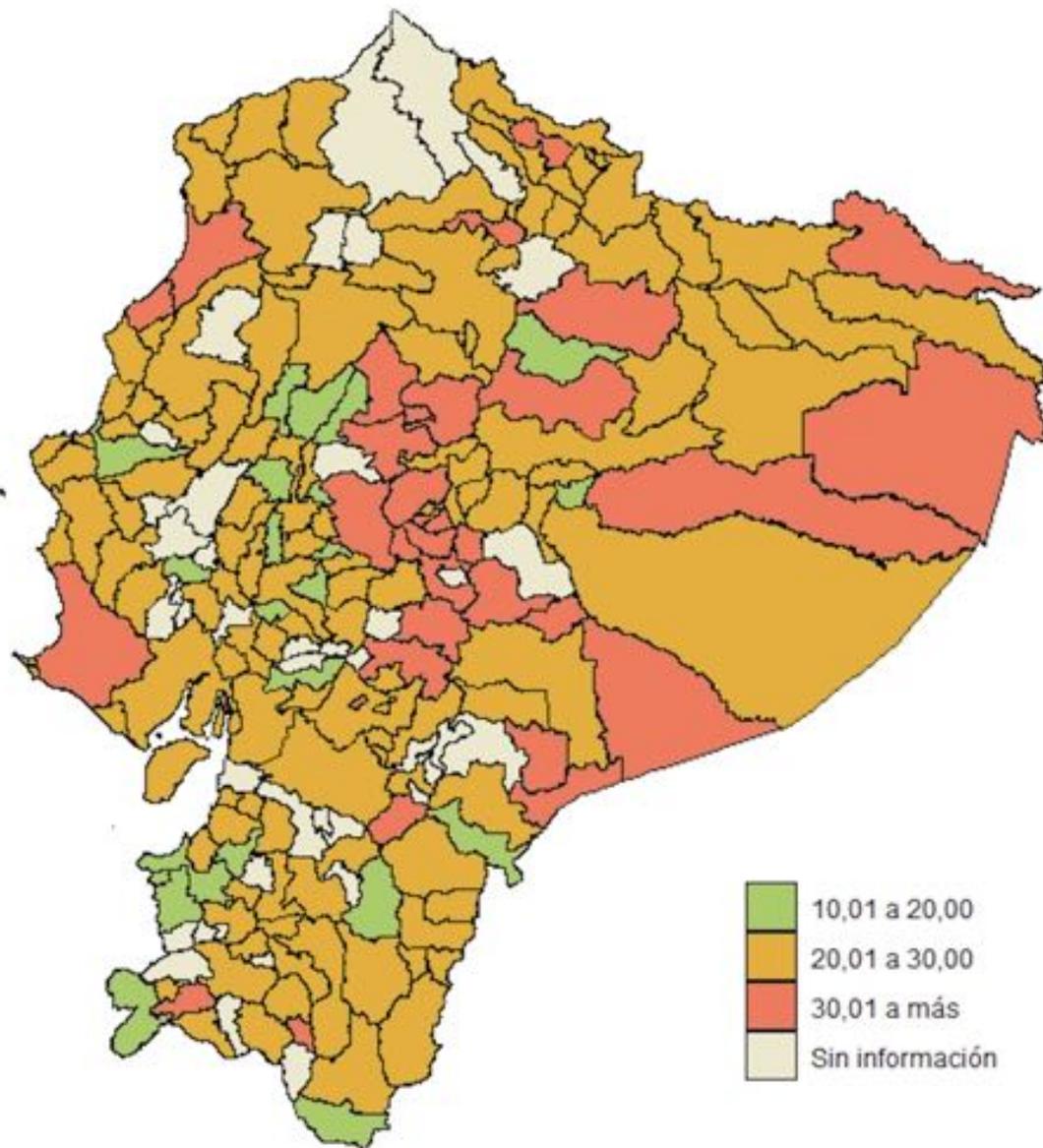


Figura 3.43: Mapa de la desnutrición crónica para niños menores de 2 años a nivel cantonal, obtenido mediante los estimadores EBLUP basados en un modelo bivariante FH.

Capítulo 4

Conclusiones

Para lograr un entendimiento más específico y profundo de los problemas que afectan a la sociedad, es necesario aplicar técnicas que garanticen la obtención de datos estadísticos más granulares para permitir un examen más detallado de la realidad de diferentes grupos de población. De hecho, uno de los principios fundamentales de la Agenda 2030 de Desarrollo Sostenible es “no dejar a nadie atrás”. Este principio busca beneficiar a “*todos y todas, en todas partes*”. Es el camino para acabar con las inequidades, las desigualdades y la exclusión. Visto y expresado este principio en términos de producción estadística, se refiere a lograr cada vez mayor desagregación de los datos por ubicación geográfica, sexo, edad y autoidentificación étnica, entre otras dimensiones. La disponibilidad de datos desglosados proporciona una base sólida para comprender el progreso, o la falta del mismo, hacia varios objetivos y metas de desarrollo.

Este documento ha demostrado que los métodos de estimación en áreas pequeñas (EAP) proporcionan datos granulares más confiables que los que las fuentes de datos tradicionales pueden producir por sí mismas. En el caso de las estadísticas de desnutrición crónica infantil (DCI) en el Ecuador, los tamaños de muestra de las encuestas no son lo suficientemente grandes como para generar estimaciones confiables para un análisis altamente desagregado. Este documento ha presentado algunos métodos de EAP, que han hecho uso de datos auxiliares y se han ajustado al nivel en el que están disponibles, obteniendo estimaciones lo suficientemente precisas para entender de mejor manera el fenómeno de la DCI en los cantones del país.

A finales del 2021, el estado Ecuatoriano decidió seleccionar un territorio pequeño (Cantón Limón Indanza), con altos niveles de DCI, y lograr que este cantón cuente con información actualizada que permita hacer una intervención integral, con el fin de demostrar que el Plan Estratégico del Gobierno Nacional contra la DCI, funciona. Es así que, el Instituto Nacional de Estadística y Censos del país llevó a cabo en ese territorio el Censo de Población y Vivienda (en diciembre del 2021) y la Encuesta de Desnutrición Infantil (en enero del 2022). El levantamiento de información de la encuesta correspondió a una muestra de 355 viviendas, que identificó a 429 niños menores de 5 años, lo cual es mucho mayor que la información disponible en la encuesta ENSANUT para este cantón. El diseño muestral desarrollado para esta operación estadística fue probabilístico, y permitió obtener una estimación directa de la DCI para niños menores de 5 años mucho más fiable que con la ENSANUT. La estimación de la DCI para niños menores de 5 años que se obtuvo en esta encuesta es igual a 21,7 % con un coeficiente de variación igual a 8,28 %. Las estimaciones que este documento ha presentado al aplicar los métodos EAP son: i) estimación EBLUP basada en el modelo FH univariante 22,61 %, con un error cuadrático medio igual a 22,02, ii) estimación EBLUP basada en el modelo FH bivariante 21,47 %, con un error cuadrático medio igual a 17,95. En ambos casos, las estimaciones son estadísticamente iguales. Esto ha demostrado la fiabilidad del trabajo expuesto.

Apéndice A

Estimación directa provincial de la DCI.

	Menores de 2 años			Menores de 5 años		
	Estimación(%)	CV(%)	n	Estimación(%)	CV(%)	n
Provincias						
Azuay	30,67	18,17	196	28,79	11,01	533
Bolívar	34,56	12,90	184	35,11	8,88	474
Cañar	28,78	13,82	221	27,21	8,64	580
Carchi	30,33	12,39	223	30,21	7,52	608
Cotopaxi	34,85	10,48	255	31,80	6,43	678
Chimborazo	39,38	9,28	269	35,21	6,72	694
El Oro	19,83	10,89	570	16,65	7,28	1.521
Esmeraldas	22,69	9,78	369	18,46	7,92	992
Guayas	22,46	8,86	580	17,74	6,43	1.577
Imbabura	30,81	12,19	246	28,53	7,87	614
Loja	25,57	12,56	252	23,43	7,95	726
Los Ríos	24,96	7,64	596	19,61	5,85	1.510
Manabí	28,68	8,37	564	22,85	6,95	1.354
Morona Santiago	31,39	10,23	250	34,03	7,22	634
Napo	25,17	10,85	316	27,87	6,83	818
Pastaza	34,09	11,10	296	34,21	7,42	719
Pichincha	25,48	13,56	296	20,97	12,38	794
Tungurahua	41,34	14,54	206	32,48	11,28	573
Zamora Chinchipe	30,42	11,34	239	24,51	8,70	636
Galápagos	28,63	12,93	165	23,61	9,74	395
Sucumbíos	33,70	8,91	339	26,87	8,12	865
Orellana	32,27	8,77	328	29,87	6,29	883
Santo Domingo	22,90	9,15	552	19,88	6,91	1.485
Santa Elena	39,31	10,12	250	36,40	7,67	624

Cuadro A.1: Estimación directa de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 2 años y de 5 años, a nivel provincial.

Apéndice B

Estimación directa cantonal de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador.

	Menores de 2 años			Menores de 5 años		
	Estimación(%)	CV(%)	n	Estimación(%)	CV(%)	n
Cantones						
Cuenca	27,82	12,96	436	30,25	20,7	159
Giron	24,07	50,26	17	0	0	3
Gualaceo	50	33,25	18	50	57,58	6
Nabon	16,67	99,68	6	16,67	99,68	6
Paute	16,67	99,82	6	0	0	3
Pucara	76,99	50,01	7	100	64,69	3
Sigsig	19,83	76,37	13	15,57	99,44	5
Camilo Ponce Enriquez	19,41	47,79	30	30,08	61,47	11
Guaranda	45,84	11,33	204	44,42	19,46	76
Chillanes	31,24	27,46	45	22,16	45,32	18
Chimbo	34,55	20,73	78	47,44	28,32	32
Echeandia	21,52	57,14	15	34,65	69,98	6
San Miguel	32,21	21,87	72	34,99	32,25	25
Caluma	11,03	59,94	38	3,68	98,51	20
Las Naves	7,17	79,7	22	14,88	99,28	7
Azogues	27,49	16,65	159	31,37	25,58	62
Biblian	29,26	29,56	58	32,25	35,24	22
Cañar	32,07	16,44	130	29,02	29,2	48
La Troncal	23,21	17,95	166	25,59	29,04	60
El Tambo	26,18	49,82	16	21,01	70,45	10
Deleg	20,42	53,75	36	46,15	75,22	11
Suscal	29,08	49,52	15	12,23	99,04	8
Tulcan	32,97	12,12	254	31,61	20,59	90
Bolívar	31,89	19,56	98	21,2	37,04	33

	Menores de 2 años			Menores de 5 años		
	Estimación(%)	CV(%)	n	Estimación(%)	CV(%)	n
Espejo	26,07	23,18	63	27,08	32,57	27
Mira	35,14	23,05	73	39,6	38,39	30
Montufar	29,48	19,42	91	35,9	30,38	34
San Pedro De Huaca	14,59	53,53	29	13,29	98,79	9
Latacunga	28,28	11,59	300	29,03	18,58	106
La Mana	19,53	30,94	50	30,02	40,97	20
Pangua	23,74	99,43	4	0	0	2
Pujili	41,87	17,53	125	39,21	29,89	43
Salcedo	31,99	17,3	127	39,84	25,12	50
Saquisili	31,96	27,96	46	33,44	42,22	21
Sigchos	55,18	29,61	26	85,14	33,91	13
Riobamba	29,17	13,2	337	36,22	17,69	132
Alausi	49,5	17,77	78	47,55	27,92	31
Colta	41,1	19,06	68	30,06	33,78	26
Chambo	30,35	45,29	18	0	0	5
Chunchi	26,76	51	14	33,34	70,25	6
Guamote	51,6	15,69	87	47,79	24,78	38
Guano	33,95	21,52	69	53,35	28,91	24
Penipe	24,79	49,64	16	50	57,31	6
Cumanda	0	0	7	0	0	1
Machala	17,52	11,12	619	23,3	15,37	230
Arenillas	16,35	24,56	103	13,47	37,29	40
Atahualpa	3,94	98,25	18	12,57	98,25	3
Balsas	15,27	57,77	19	0	0	10
El Guabo	16,58	22,31	144	22,48	35,85	47
Huaquillas	18,65	27,58	98	15,72	35,73	42
Marcabeli	0	0	9	0	0	4
Pasaje	11,72	28,16	204	12,75	37,65	86
Piñas	21,42	38,96	53	40,76	47,31	17
Portovelo	16,59	51,4	29	18,67	72,8	10
Santa Rosa	17,1	21,79	166	19,55	32,01	63
Zaruma	22,88	38,89	42	35,28	59,15	14
Las Lajas	24,84	89,19	17	0	0	4
Esmeraldas	15,43	13,81	503	21,47	19,14	191
Muisne	33,62	39,17	30	28,97	46,78	15
Quininde	17,57	15,59	268	18,16	23,49	100

	Menores de 2 años			Menores de 5 años		
	Estimación(%)	CV(%)	n	Estimación(%)	CV(%)	n
Atacames	20,44	20,85	144	30,67	30,94	44
Rioverde	33,91	30,9	47	40,63	35,42	19
Guayaquil	16,64	8,88	974	22,57	12,67	360
Alfredo Baquerizo Moreno	3,72	70,5	31	4,65	99,69	10
Balzar	22,64	59,98	18	0	0	6
Colimes	3,88	99,82	23	0	0	9
Daule	16,53	29,25	77	22,94	40,02	27
Duran	19,65	32,35	67	36,72	42,48	23
El Empalme	14,8	37,72	36	25,57	49,91	13
El Triunfo	33,34	57,62	9	50	70,57	4
Milagro	11,37	33,5	71	18,51	44,93	23
Naranjal	25,95	35,55	32	37,4	44,91	14
Naranjito	0	0	4	0	0	2
Palestina	0	0	2	0	0	0
Pedro Carbo	35,33	27,22	41	29,84	52,34	14
Samborondon	13,31	52,96	43	0	0	15
Santa Lucia	22,59	52,15	21	25,62	77,32	9
Salitre	17,82	45,97	35	20,48	72,57	12
San Jacinto De Yaguachi	38,4	31,53	34	37,35	47,82	15
Playas	32,16	30,33	31	34,11	44,66	13
Simon Bolivar	35,35	57,62	7	100	99,79	1
Coronel Marcelino Maridueña	23,24	70,61	12	0	0	3
Lomas De Sargentillo	0	0	9	0	0	7
Ibarra	27,66	14,84	279	28,44	22,5	121
Antonio Ante	16,08	33,45	52	12,44	57,33	20
Cotacachi	36,84	27,03	39	32	41,27	18
Otavalo	32,68	14,66	186	40,02	22,54	68
Pimampiro	35,28	33,7	42	49,7	54,56	14
San Miguel De Urcuqui	0	0	16	0	0	5
Loja	17,18	15,57	332	17,39	24,97	120
Calvas	37,99	41,19	15	30,31	69,98	6
Catamayo	23,66	42,92	36	15,53	70,79	11
Celica	27,06	30,26	41	27,67	57,61	11
Chaguarpamba	20	50,88	20	12,2	98,84	7
Espindola	28,56	49,18	26	0	0	5
Gonzanama	31,49	27,99	39	22,01	58,27	12

	Menores de 2 años			Menores de 5 años		
	Estimación(%)	CV(%)	n	Estimación(%)	CV(%)	n
Macará	26,16	40,11	46	35,22	40,76	16
Paltas	29,34	37,77	37	68,2	47,09	13
Puyango	12,62	57,31	24	0	0	6
Saraguro	32	30,47	44	40,22	46,21	14
Zapotillo	18,34	42,36	29	9,92	69,66	14
Pindal	45,19	39,44	20	50,09	40,61	12
Quilanga	38,47	44,26	13	75	57,14	4
Olmedo	0	0	4	0	0	1
Babahoyo	15,18	16,53	310	22,71	23,01	121
Baba	17,6	23,26	113	20,35	31,84	49
Montalvo	22,57	38,31	46	25,4	57,98	21
Puebloviejo	25,58	34,84	41	23,88	50,12	18
Quevedo	19,49	13,38	309	24,85	19,51	116
Urdaneta	12,42	50,61	35	15,45	71,57	14
Ventanas	18,36	20,9	140	29,25	26,2	58
Vinces	20,34	18,67	144	33,73	23,5	57
Palenque	25,17	25,08	61	32,28	32,32	26
Buena Fe	16,57	27	111	16,37	60,09	33
Valencia	32,28	17,17	111	34,34	26,35	45
Mocache	12,02	36,62	63	7,74	73,64	27
Quinsaloma	10,55	57,37	26	8,37	99,35	11
Portoviejo	12,36	18,16	283	14,49	28,46	105
Bolivar	16,41	33,16	85	19,64	46,13	29
Chone	11,49	22,98	159	16,4	29,44	65
El Carmen	29,92	30,06	51	42,46	34,59	20
Jipijapa	28,64	31,16	65	42,73	39,1	27
Junin	27,28	57,48	11	0	0	4
Manta	25,42	20,41	148	30,05	28,13	69
Montecristi	29,66	36,47	30	32,11	52,85	13
Pajan	54,24	20,81	56	64,74	31,9	23
Pichincha	11,43	70,39	22	16,66	99,55	8
Rocafuerte	23,54	49,7	15	57,53	49,7	7
Santa Ana	15,96	37,33	73	24,2	53,16	27
Sucre	22,22	26,75	59	29,31	34,87	27
Tosagua	10,51	45,23	43	13,94	50,46	25
24 De Mayo	50,25	31,86	21	63,75	45,06	8

	Menores de 2 años			Menores de 5 años		
	Estimación(%)	CV(%)	n	Estimación(%)	CV(%)	n
Pedernales	28,71	18,09	146	37,12	22,31	74
Puerto Lopez	24,22	35,52	32	29,21	57,9	11
Jama	36,37	49,86	11	33,34	99,71	3
Jaramijo	28,92	35,2	22	13,88	70,4	11
San Vicente	35,37	38,21	22	42,37	58,47	8
Morona	31,42	14,29	179	33,4	20,27	81
Gualaquiza	28,26	21,38	66	23,98	38,1	23
Limon Indanza	28,5	29,05	54	22,02	54,67	13
Palora	0	0	11	0	0	5
Santiago	0	0	19	0	0	4
Sucua	33,21	22,9	58	21,44	44,42	25
Huamboya	41,52	19,72	67	41,63	35,51	26
San Juan Bosco	20,62	56,11	13	34,64	68,72	5
Taisha	49,19	18,81	61	29,61	38,07	25
Logroño	32,82	28,53	48	27,6	53,17	18
Pablo Sexto	23,56	57,22	13	16,67	99,1	6
Tiwintza	53,81	20,14	45	63,13	28,47	19
Tena	29,63	8,73	508	26,44	15,5	187
Archidona	25,97	14,4	214	23,26	23,33	90
El Chaco	15,28	42,23	45	18,93	55,84	21
Quijos	21,41	44,63	31	29,05	70,01	11
Carlos Julio Arosemena Tola	39,13	34,77	20	27,26	69,3	7
Pastaza	31,56	8,38	532	32,15	12,13	224
Mera	28,71	21,92	80	33,6	28,56	30
Santa Clara	36,66	35,23	32	27,03	71,34	8
Arajuno	50,89	17,31	75	43,41	27,26	34
Distrito Metropolitano De Quito	21,35	10,57	706	27,65	15,8	260
Cayambe	18,3	57,64	20	0	0	9
Mejia	26,12	59,21	12	27,38	99,94	4
Pedro Moncayo	18,44	70,64	9	16,88	99,9	5
Rumiñahui	17,91	58,77	14	16,76	99,89	5
San Miguel De Los Bancos	4,8	99,69	14	8,45	99,69	5
Pedro Vicente Maldonado	20	99,86	5	0	0	1
Puerto Quito	14,29	70,91	14	0	0	7
Ambato	35,57	11,72	447	47,36	17,94	156
Baños De Agua Santa	15,33	49,88	20	21,19	70,62	8

	Menores de 2 años			Menores de 5 años		
	Estimación(%)	CV(%)	n	Estimación(%)	CV(%)	n
Cevallos	7,7	99,71	13	14,29	99,71	7
Mocha	25	70,39	8	50	99,55	2
Patate	16,67	99,71	6	33,34	99,71	3
Quero	46,16	40,65	13	50	99,57	2
San Pedro De Pelileo	29,45	30,66	38	26,19	49,79	17
Santiago De Pillaro	44,45	49,86	9	33,34	99,72	3
Tisaleo	31,12	40,77	19	50	49,91	8
Zamora	19,5	18,81	172	29,5	26,27	62
Chinchipe	21,97	28,06	58	25,66	46,45	19
Nangaritza	22,1	41,02	32	20,72	71,04	11
Yacuambi	23,7	33,26	36	4,62	93,49	11
Yantzaza	26,37	20,33	137	32,95	29,92	53
El Pangui	32,16	22,14	53	47,1	31,54	18
Centinela Del Condor	19,67	27,43	86	24,83	38,01	38
Palanda	36,3	25,67	56	34,34	35,99	25
Paquisha	16,67	97,21	6	50	97,21	2
San Cristobal	22,22	16,9	137	33,56	21,68	56
Isabela	25	65,86	8	50	65,86	4
Santa Cruz	24,35	12,17	250	25,2	18,49	105
Lago Agrio	23,81	11,02	417	32,42	15,94	155
Gonzalo Pizarro	15,18	45,85	35	30,18	51,11	14
Putumayo	40,94	26,63	43	66,07	33,04	19
Shushufindi	25,64	15,08	240	28,18	20,8	97
Sucumbios	20,34	36,83	30	36,81	43,48	12
Cascales	8,43	51,95	46	8,54	98,24	16
Cuyabeno	51,18	20,69	54	38,02	32,31	26
Orellana	29,95	9,47	533	36,89	13,85	190
Aguarico	37,26	30,76	25	25,21	56,14	10
La Joya De Los Sachas	24,45	17,77	177	24,83	27,91	68
Loreto	35,61	15,33	148	24,29	25,69	60
Santo Domingo	20,02	6,71	1320	22,24	10,19	486
La Concordia	18,69	17,68	165	28,75	23,12	66
Santa Elena	42,51	9,42	303	45,07	14,87	118
La Libertad	30,09	14,07	207	34,11	21,74	83
Salinas	30,28	16,88	114	33,55	25,07	49

Cuadro B.1: Estimación directa de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 2 años y de 5 años, a nivel cantonal.

Apéndice C

Estimaciones cantonales de la desnutrición crónica infantil para niños menores a 5 años.

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Cantones						
Cuenca	27,82	27,12	27,11	12,99	9,33	6,38
Giron	24,07	22,55		146,19	24,91	
Gualaceo	50	27,43	26,42	276,27	27,07	20,68
Nabon	16,67	28,68	29,94	275,97	27,43	11,54
Paute	16,67	28,54		276,76	27,84	
Pucara	76,99	29,18	28,48	1481,71	29,31	21,49
Sigsig	19,83	27,69	27,83	229,21	27,05	21,25
Camilo Ponce Enriquez	19,41	18,64	17,49	85,93	22,84	16,71
Guaranda	45,84	38,82	36,66	26,97	14,65	10,95
Chillanes	31,24	25	23,82	73,53	21,65	16,86
Chimbo	34,55	28,72	25,62	51,26	19,23	11,83
Echeandia	21,52	22,45	19,8	151,09	25,64	16,79
San Miguel	32,21	28,24	26,71	49,6	19,11	14,07
Caluma	11,03	16,94	18,2	43,67	18,11	15,19
Las Naves	7,17	9,55	8,32	32,57	16,34	4,48
Azogues	27,49	25,53	24,45	20,95	12,61	8,85
Biblian	29,26	21,57	20,36	74,75	21,71	17,31
Cañar	32,07	29,27	29,47	27,78	14,85	11,04
La Troncal	23,21	21,96	21,28	17,33	11,19	7,96
El Tambo	26,18	24,54	25,6	169,98	26,25	19,32
Deleg	20,42	23,99	18,51	120,44	24,23	9,87
Suscal	29,08	27,73	29,7	207,25	28,97	22,87
Tulcan	32,97	29,56	28,87	15,95	10,67	8,31
Bolívar	31,89	28,81	29,01	38,88	17,29	14,14

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Espejo	26,07	28,38	29,09	36,48	17,3	12,95
Mira	35,14	25,45	23,72	65,55	21,04	13,15
Montufar	29,48	26,04	24,92	32,75	16,04	9,99
San Pedro De Huaca	14,59	17,1	17,14	60,95	20,45	16,26
Latacunga	28,28	28,24	28,6	10,74	8,12	6,37
La Mana	19,53	16,76	14,19	36,49	17,05	8,61
Pangua	23,74	23,24		556,87	28,92	
Pujili	41,87	37,21	36,09	53,85	20,26	16,06
Salcedo	31,99	28,39	26,38	30,61	15,55	9,68
Saquisilí	31,96	30,75	29,92	79,77	22,31	14,87
Sigchos	55,18	42,25	37,37	266,78	29,81	20,21
Riobamba	29,17	28,2	27,03	14,82	10,24	7,77
Alausi	49,5	38,83	36,67	77,35	22,52	17,15
Colta	41,1	30,9	29,59	61,29	20,71	16,16
Chambo	30,35	25,36		188,86	26,12	
Chunchi	26,76	25,7	23,61	186,12	25,95	16,63
Guamote	51,6	42,79	40,68	65,49	22,16	15,76
Guano	33,95	32,46	29,81	53,35	20,3	13,67
Penipe	24,79	32,46	29,62	151,34	30,45	17,58
Cumanda	0	20,2		331,47	27,22	
Machala	17,52	17,64	17,48	3,79	3,4	2,8
Arenillas	16,35	18,08	19,1	16,13	10,72	8,82
Atahualpa	3,94	8,88	6,55	14,94	10,33	1,75
Balsas	15,27	23,91		77,72	22,13	
El Guabo	16,58	17,01	16,47	13,67	9,58	5,94
Huaquillas	18,65	19,33	19,43	26,44	14,39	11,9
Marcabeli	0	23,74		316,24	27,62	
Pasaje	11,72	12,82	13,79	10,88	8,16	6,3
Piñas	21,42	20,6	16,26	69,62	21,22	7,53
Portovelo	16,59	16,17	16,04	72,67	21,68	16,65
Santa Rosa	17,1	16,72	16,38	13,88	9,71	7
Zaruma	22,88	20,67	17,71	79,14	22,72	10,62
Las Lajas	24,84	19,58		490,55	31,19	
Esmeraldas	15,43	16,25	16,55	4,54	3,98	2,84
Muisne	33,62	27,95	27,67	173,32	26,72	20,8
Quininde	17,57	18,27	18,55	7,5	6,1	5,03

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Atacames	20,44	20,76	19,07	18,15	11,54	7,44
Rioverde	33,91	27,84	26,13	109,72	24,35	18,97
Guayaquil	16,64	16,96	17,24	2,18	2,05	1,77
Alfredo Baquerizo Moreno	3,72	5,79	8,24	6,88	5,71	4,42
Balzar	22,64	20,26		184,38	25,98	
Colimes	3,88	9,15		14,96	10,36	
Daule	16,53	18,38	18,12	23,37	13,38	7,99
Duran	19,65	19,61	16,08	40,38	17,5	6,58
El Empalme	14,8	16,65	15,06	31,15	15,64	9,36
El Triunfo	33,34	18,65	16,53	368,83	28,18	20,07
Milagro	11,37	13,41	13,34	14,5	9,97	6,27
Naranjal	25,95	22,33	20,4	85,09	22,41	14,07
Naranjito	0	14,52		437,85	28,23	
Palestina	0	13,91		665,67	30,6	
Pedro Carbo	35,33	24,22	24,16	92,42	24,07	18,73
Samborondon	13,31	18,28		49,65	19,07	
Santa Lucia	22,59	16,97	16,42	138,68	25,22	18,47
Salitre	17,82	22,26	23,04	67,06	21,79	15,71
San Jacinto De Yaguachi	38,4	24,17	23,85	146,5	25,36	18,24
Playas	32,16	28,81	28,15	95,08	23,12	16,33
Simon Bolivar	35,35	18,45	17,49	414,53	28,33	21,79
Coronel Marcelino Maridueña	23,24	20,47		269,16	27,06	
Lomas De Sargentillo	0	21,32		228,9	27,8	
Ibarra	27,66	25,98	25,33	16,84	11,03	8,01
Antonio Ante	16,08	19,84	21,75	28,91	15	11,25
Cotacachi	36,84	29,89	28,25	99,11	23,52	17,45
Otavalo	32,68	30,89	28,47	22,93	13,4	9,25
Pimampiro	35,28	24,83	23,23	141,3	24,75	15,92
San Miguel De Urcuqui	0	21,7		176,34	25,57	
Loja	17,18	18,34	19,41	7,15	5,87	4,86
Calvas	37,99	28,58	26,96	244,69	27,33	20,75
Catamayo	23,66	23,32	22,62	103,03	23,47	18,84
Celica	27,06	31,59	30,7	67,03	21,56	16,44
Chaguarpamba	20	26,03	25,58	103,53	23,72	18,87
Espindola	28,56	31,43		197,19	26,6	
Gonzanama	31,49	31,7	30,82	77,65	22,8	18,19

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Macara	26,16	22,72	20,46	110,01	24,07	18,88
Paltas	29,34	28,46	22,04	122,76	25,18	13,78
Puyango	12,62	19		52,22	19,22	
Saraguro	32	26,32	23,44	95,03	23,94	18,19
Zapotillo	18,34	20,97	21,18	60,33	20,42	16,49
Pindal	45,19	29,73	27,61	317,57	27,33	20,79
Quilanga	38,47	33,96	30,66	289,72	29,19	21,14
Olmedo	0	38,82		936,84	32,79	
Babahoyo	15,18	15,57	15,21	6,3	5,28	3,39
Baba	17,6	18,32	19,43	16,75	11,28	8,19
Montalvo	22,57	16,97	16,22	74,72	22,01	12,41
Pueblviejo	25,58	17,47	16,75	79,41	22,8	17,52
Quevedo	19,49	18,93	17,99	6,8	5,63	4,23
Urdaneta	12,42	16,94	17,17	39,48	17,28	11,57
Ventanas	18,36	19,46	17,99	14,72	10,07	5,61
Vinces	20,34	21,23	19,06	14,42	9,91	5,64
Palenque	25,17	24,6	23,54	39,81	17,63	12,09
Buena Fe	16,57	16,47	16,79	19,99	12,36	7,98
Valencia	32,28	23,98	21,66	30,69	15,74	11,03
Mocache	12,02	13,71	15,46	19,35	12,16	9,97
Quinsaloma	10,55	17,63	18,61	36,59	16,94	12,96
Portoviejo	12,36	13,24	14,24	5,04	4,37	3,38
Bolivar	16,41	18,24	17,9	29,61	15,19	11,39
Chone	11,49	13,04	14,08	6,96	5,73	3,94
El Carmen	29,92	21,86	19,8	80,81	22,19	16,52
Jipijapa	28,64	24,76	22,49	79,58	22,2	11,4
Junin	27,28	22,58		245,75	26,92	
Manta	25,42	21,95	20,07	26,9	14,52	8,47
Montecristi	29,66	23,79	23,31	116,93	24,07	17,43
Pajan	54,24	26,22	24,28	127,41	24,76	16,17
Pichincha	11,43	21,32	20,87	64,65	20,79	14,14
Rocafuerte	23,54	22,4	11,79	136,81	24,57	2,7
Santa Ana	15,96	19,04	16,71	35,48	16,64	7,74
Sucre	22,22	20,02	18,3	35,32	16,52	10,24
Tosagua	10,51	14,13	15,19	22,59	13,13	6,45
24 De Mayo	50,25	26,69	26,01	256,18	28,02	20,85

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Pedernales	28,71	29,5	27,37	26,96	14,67	8,0
Puerto Lopez	24,22	19,93	19,32	74	22,21	15,9
Jama	36,37	34,45	33,47	328,65	28,74	22,3
Jaramijo	28,92	26,03	27,69	103,56	24,46	19,3
San Vicente	35,37	23,37	23,05	182,6	26,63	19,9
Morona	31,42	29,27	27,4	20,13	12,3	8,0
Gualaquiza	28,26	24,76	24,27	36,51	16,97	13,2
Limon Indanza	28,5	22,61	21,47	68,54	22,02	17,9
Palora	0	26,83		272,51	27,22	
Santiago	0	16,98		113,57	24,92	
Sucua	33,21	25,92	25,4	57,8	20,19	15,0
Huamboya	41,52	44,15	41,68	67,03	24,83	17,1
San Juan Bosco	20,62	16,37	13,78	133,82	27,01	17,5
Taisha	49,19	46,55	45	85,53	28,12	23,0
Logroño	32,82	36,73	35,2	87,62	24,72	18
Pablo Sexto	23,56	43,22	44,31	181,68	31,72	25,0
Tiwintza	53,81	44,8	40,8	117,36	29,46	21,7
Tena	29,63	29,73	29,62	6,68	5,56	4,7
Archidona	25,97	30,38	31,81	13,97	10,05	8,2
El Chaco	15,28	22,2	23,35	41,62	18,06	11,8
Quijos	21,41	18,61	16,55	91,24	23,57	13,4
Carlos Julio Arosemena Tola	39,13	28,5	26,99	185,03	26,11	20,2
Pastaza	31,56	30,04	28,5	6,99	5,74	4,8
Mera	28,71	26,56	24,14	39,56	17,6	13,1
Santa Clara	36,66	23,24	20,55	166,68	27,26	21,0
Arajuno	50,89	45,72	43,39	77,54	25,98	20,1
Distrito Metropolitano De Quito	21,35	21,86	22,23	5,09	4,43	3,4
Cayambe	18,3	28,66		111,15	24,62	
Mejia	26,12	24,74	24,44	238,96	26,8	19,3
Pedro Moncayo	18,44	25,02	24,8	169,55	25,4	18,4
Rumiñahui	17,91	23,71	24,64	110,72	24,67	17
San Miguel De Los Bancos	4,8	15,15	16,49	22,87	13,23	4,2
Pedro Vicente Maldonado	20	24,22		398,89	28	
Puerto Quito	14,29	21,23		102,61	23,44	
Ambato	35,57	31,88	28,97	17,37	11,37	7,1
Baños De Agua Santa	15,33	19,42	17,71	58,39	21,33	15,1

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Cevallos	7,7	20,52	17,64	58,82	20,57	4,65
Mocha	25	30,74	30,64	309,65	31,69	23,7
Patate	16,67	19,18	12,34	276,14	26,93	3,93
Quero	46,16	31,99	31,68	351,93	29,72	23,27
San Pedro De Pelileo	29,45	25,04	24,75	81,49	22,27	16,28
Santiago De Pillaro	44,45	22,84	21,61	491,01	28,52	22,07
Tisaleo	31,12	24,28	22,13	160,89	25,67	16,37
Zamora	19,5	20,23	18,68	13,45	9,43	6,02
Chinchipe	21,97	21,36	19,49	38	17,53	12,85
Nangaritza	22,1	26,64	26,44	82,15	23,6	18,04
Yacuambi	23,7	23,91	23,5	62,12	21,09	17,58
Yantzaza	26,37	24,75	22,56	28,71	14,97	9,76
El Pangui	32,16	30,83	27,2	50,67	19,44	12,82
Centinela Del Condor	19,67	22,24	20,97	29,09	15,12	9,33
Palanda	36,3	27,82	24,89	86,77	23,71	18,29
Paquisha	16,67	25,53	9,73	262,45	27,94	2,12
San Cristobal	22,22	19,37	15,39	14,08	10,02	6,24
Isabela	25	16,89	11,11	271,07	27,16	4,05
Santa Cruz	24,35	23,08	21,66	8,77	7,05	5,78
Lago Agrio	23,81	23,83	22,37	6,88	5,66	3,87
Gonzalo Pizarro	15,18	21,54	15,17	48,43	19,14	6,12
Putumayo	40,94	35,48	29,71	118,78	25,37	12,35
Shushufindi	25,64	24,26	23,01	14,93	10,15	7,81
Sucumbios	20,34	19,42	17,54	56,1	20,58	12,24
Cascales	8,43	15,93	17,49	19,14	12,06	8,64
Cuyabeno	51,18	36,72	34,88	112,1	24,68	18,93
Orellana	29,95	28,37	25,57	8,03	6,45	4,88
Aguarico	37,26	41,57	40,8	131,26	27,81	21,85
La Joya De Los Sachas	24,45	23,46	22,38	18,86	11,85	8,88
Loreto	35,61	35,57	35,34	29,79	16,05	13,34
Santo Domingo	20,02	20,02	19,94	1,81	1,71	1,57
La Concordia	18,69	18,75	17,24	10,91	8,18	5,21
Santa Elena	42,51	37,13	34,71	16,02	10,76	8,06
La Libertad	30,09	28,61	27,61	17,9	11,45	7,79
Salinas	30,28	27,43	26,55	26,12	14,34	9,69

Cuadro C.1: Comparación de las estimaciones de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 5 años y sus medidas de precisión, a nivel cantonal.

Apéndice D

Estimaciones cantonales de la desnutrición crónica infantil para niños menores a 2 años.

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Cantones						
Cuenca	30,25	29,59	29,74	39,2	19,69	13,19
Giron	0	23,3		934,55	32,61	
Gualaceo	50	28,48	28,4	828,81	32,88	17,56
Nabon	16,67	29,08	29,94	275,97	31,55	11,54
Paute	0	30,47		1207,77	34,95	
Pucara	100	29,79	29,98	4184,42	33,99	17,94
Sigsig	15,57	28,79	30,71	239,56	31,34	17,79
Camilo Ponce Enriquez	30,08	22,1	21,84	341,71	32,49	18,08
Guaranda	44,42	35,18	32,92	74,67	25,04	15,49
Chillanes	22,16	22,71	21,94	100,83	26,5	15,58
Chimbo	47,44	30,03	28,82	180,35	29,28	16
Echeandia	34,65	24,22	24,43	587,8	33,57	18,12
San Miguel	34,99	28,71	28,05	127,22	28,01	16,11
Caluma	3,68	9,14	12,31	13,1	9,88	7,97
Las Naves	14,88	16,56	17,13	218,17	32,24	18,17
Azogues	31,37	27,59	26,78	64,37	23,34	14,27
Biblian	32,25	24,76	23,87	129,06	27,84	16,14
Cañar	29,02	29,19	29,28	71,77	24,62	15,2
La Troncal	25,59	23,7	22,96	55,16	21,96	13,69
El Tambo	21,01	27,34	28,17	218,94	31,43	17,54
Deleg	46,15	26,81	28,19	1204,88	33,23	17,39
Suscal	12,23	28,83	31,35	146,64	33,01	20,64
Tulcan	31,61	29,06	27,9	42,34	20,06	13,34
Bolívar	21,2	26,02	27,1	61,61	23,04	14,57

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Espejo	27,08	30,81	32,73	77,71	26,29	16,5
Mira	39,6	25,05	23,11	230,98	30,71	16,76
Montufar	35,9	28,7	28,01	118,88	27,64	15,78
San Pedro De Huaca	13,29	20,62	21,49	172,21	29,2	16,55
Latacunga	29,03	29,78	30,61	29,08	16,96	12,21
La Mana	30,02	19,75	18,17	151,15	29,68	16,69
Pangua	0	21,76		1243,74	34,25	
Pujili	39,21	35	35,2	137,3	30,14	18,26
Salcedo	39,84	30,62	29,51	100,07	26,72	15,46
Saquisili	33,44	30,94	31,38	199,22	30,37	16,74
Sigchos	85,14	37,86	38,51	833,4	38,9	22,39
Riobamba	36,22	32,41	31,91	41,03	20,22	13,73
Alausi	47,55	34,99	33,94	176,14	30,82	17,96
Colta	30,06	27,65	26,54	103,02	27,17	16,21
Chambo	0	24,78		631,48	32,84	
Chunchi	33,34	25,75	25,82	548,2	32,33	16,94
Guamote	47,79	37,42	36,12	140,17	31,54	19,04
Guano	53,35	35,79	36,39	237,76	33,12	19,22
Penipe	50	38,74	42,31	820,98	46,27	28,88
Cumanda	0	22,88		2439,6	32,96	
Machala	23,3	23,07	23,13	12,81	9,73	7,88
Arenillas	13,47	17,53	19,22	25,2	15,3	10,99
Atahualpa	12,57	18,52	20,9	152,28	30,4	17,78
Balsas	0	24,64		341,74	32,01	
El Guabo	22,48	21,59	21,61	64,88	23,42	14,37
Huaquillas	15,72	18,73	19,55	31,52	17,32	12,05
Marcabeli	0	25,22		777,6	33,32	
Pasaje	12,75	15,5	16,71	23,03	14,58	10,52
Piñas	40,76	24,85	25,45	371,6	31,39	16,26
Portovelo	18,67	20,47	20,67	184,7	29,86	16,89
Santa Rosa	19,55	19,49	19,06	39,13	19,37	12,85
Zaruma	35,28	22	21,45	435,3	34,02	18,64
Las Lajas	0	18,45		624,53	38,43	
Esmeraldas	21,47	22,31	23,49	16,87	11,76	8,87
Muisne	28,97	28,17	28,32	183,55	31,48	18,51
Quininde	18,16	19,42	20,06	18,17	12,51	9,59

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Atacames	30,67	25,13	24,71	90	25,67	15,18
Rioverde	40,63	28,06	27,22	207,01	31,18	17,98
Guayaquil	22,57	23,01	23,78	8,17	6,82	5,92
Alfredo Baquerizo Moreno	4,65	10,37	13,68	21,4	14,16	10,76
Balzar	0	20,5		439,75	32,18	
Colimes	0	20,52		303,95	33,79	
Daule	22,94	23,81	24,84	84,21	25,08	14,54
Duran	36,72	24,72	25,03	243,25	30,23	16,07
El Empalme	25,57	21,8	21,99	162,82	29,16	16,37
El Triunfo	50	19,8	18,84	1244,79	34,21	18,28
Milagro	18,51	20,3	21,4	69,13	23,82	14,45
Naranjal	37,4	25,01	24,63	282,08	30,86	16,53
Naranjito	0	18,79		1135,69	33,62	
Pedro Carbo	29,84	25,36	24,89	243,82	33,74	20,09
Samborondon	0	20,54		211,35	30,06	
Santa Lucia	25,62	20,35	19,81	392,26	32,76	18,01
Salitre	20,48	26,93	28,58	220,69	32,55	19,02
San Jacinto De Yaguachi	37,35	25,97	25,01	318,8	32,06	17,59
Playas	34,11	29,73	29,93	232,02	30,48	16,72
Simon Bolivar	100	21,25	21,14	9957,17	34,93	18,8
Coronel Marcelino Maridueña	0	23,51		929,57	33,13	
Lomas De Sargentillo	0	26,29		474,33	34,88	
Ibarra	28,44	26,9	26,15	40,9	19,66	12,82
Antonio Ante	12,44	20,62	23,18	50,81	21,33	13,32
Cotacachi	32	27,42	26,52	174,27	29,75	16,74
Otavalo	40,02	31,71	30,56	81,29	25,69	15,67
Pimampiro	49,7	25,93	25,44	734,83	32,31	16,92
San Miguel De Urcuqui	0	24,73		619,22	32,08	
Loja	17,39	20,24	22,11	18,83	12,79	9,77
Calvas	30,31	26,83	26,54	449,75	33,2	18,3
Catamayo	15,53	22,81	23,82	120,82	27,46	16,1
Celica	27,67	30,96	32,08	253,9	32,19	18,44
Chaguarpamba	12,2	24,13	25,64	145,32	28,87	16,8
Espindola	0	30,52		748,28	33,88	
Gonzanama	22,01	28,6	29,52	164,41	31,24	18,74
Macara	35,22	24,09	23,13	205,92	30,5	17,31

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Paltas	68,2	27,44	27,82	1031,36	35,44	19,51
Puyango	0	23,31		500,18	31,51	
Saraguro	40,22	24,44	23,26	345,39	33,78	19,29
Zapotillo	9,92	17,31	18,88	47,69	20,96	13,65
Pindal	50,09	29,49	28,94	413,49	31,68	17,03
Quilanga	75	32,56	33,3	1836,09	38,11	21,66
Olmedo	0	38,08		4252,26	41,71	
Babahoyo	22,71	22,17	22,41	27,28	16	11,23
Baba	20,35	22,71	23,95	41,94	21,3	14,86
Montalvo	25,4	19,06	17,44	216,81	30,92	16,67
Puebloviejo	23,88	19,63	18,3	143,13	30,27	18
Quevedo	24,85	22,91	21,78	23,48	14,67	10,68
Urdaneta	15,45	21,14	22,49	122,24	27,19	15,27
Ventanas	29,25	26,28	26,78	58,68	22,58	13,77
Vinces	33,73	28,35	28,47	62,82	22,99	13,93
Palenque	32,28	27,77	27,8	108,81	27,6	16,21
Buena Fe	16,37	18,74	18,67	96,71	26,94	16,19
Valencia	34,34	23,45	19,87	81,83	26,09	15,91
Mocache	7,74	13,83	15,79	32,47	18,03	12,78
Quinsaloma	8,37	18,14	20,48	69,14	24,16	14,86
Portoviejo	14,49	16,88	18,48	17	11,93	9,18
Bolivar	19,64	21,38	21,87	82,04	24,97	14,88
Chone	16,4	19,06	21,15	23,31	14,5	10,31
El Carmen	42,46	24,96	23,62	215,64	30,2	16,78
Jipijapa	42,73	28,57	28,79	278,96	31,27	16,59
Junin	0	22,22		698,73	32,97	
Manta	30,05	23,86	21,83	71,39	24,21	14,08
Montecristi	32,11	26,35	26,25	287,76	30,99	16,84
Pajan	64,74	24,48	21,23	426,38	32,66	17,6
Pichincha	16,66	25,45	27,3	274,88	30,79	16,81
Rocafuerte	57,53	26,08	28,79	816,99	32,3	16,08
Santa Ana	24,2	22,52	23,16	165,44	29,21	16,01
Sucre	29,31	23,19	22,14	104,36	26,49	14,95
Tosagua	13,94	18,67	20,81	49,44	21,06	12
24 De Mayo	63,75	29,04	28,76	824,82	35,58	19,95
Pedernales	37,12	32,43	32,91	68,57	24,45	14,65

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Puerto Lopez	29,21	22,57	22,05	285,93	32,84	18,0
Jama	33,34	33,66	34,81	1104,63	35,93	20,0
Jaramijo	13,88	24,97	26,66	95,47	27,89	17,3
San Vicente	42,37	26,8	26,83	613,58	34,43	19,1
Morona	33,4	28,9	27,26	45,8	20,49	12,9
Gualaquiza	23,98	23,54	22,9	83,4	25,79	15,8
Limon Indanza	22,02	20,97	20,2	144,78	30,62	18,0
Palora	0	26,95		647,29	32,84	
Santiago	0	22		643,85	35,39	
Sucua	21,44	22,55	21,56	90,62	26,02	15,5
Huamboya	41,63	37,16	37,78	218,39	40,23	26,1
San Juan Bosco	34,64	17,25	16	566,29	38,31	22,0
Taisha	29,61	34,14	34,32	127,03	38,68	27,0
Logroño	27,6	31,03	31,58	215,22	34,85	21,1
Pablo Sexto	16,67	39,61	43,13	272,8	42,61	27,9
Tiwintza	63,13	36,57	35,43	322,99	43,02	27,0
Tena	26,44	26,95	27,15	16,78	11,91	9,0
Archidona	23,26	28,58	32,01	29,43	17,96	13,0
El Chaco	18,93	27,29	30,29	111,64	28,03	16,3
Quijos	29,05	19,87	18,96	413,5	33,87	18,0
Carlos Julio Arosemena Tola	27,26	25,61	25,15	356,71	31,8	17,4
Pastaza	32,15	29,61	27,57	15,19	10,95	8,5
Mera	33,6	26,61	25,31	92,02	26,46	15,8
Santa Clara	27,03	19,98	18,68	371,58	35,3	20,0
Arajuno	43,41	36,73	35,86	139,98	36,86	24,0
Distrito Metropolitano De Quito	27,65	28,13	29,31	19,06	13,15	10,2
Cayambe	0	30,49		455,81	34,11	
Mejia	27,38	27,53	28,24	748,19	32,97	17,5
Pedro Moncayo	16,88	26,01	27,09	284,29	30,49	16,2
Rumiñahui	16,76	27,99	29,84	280,17	32,89	18,4
San Miguel De Los Bancos	8,45	22,3	29,02	70,8	23,93	13,1
Pedro Vicente Maldonado	0	25,72		2621,73	34,01	
Puerto Quito	0	23,23		423,51	31,91	
Ambato	47,36	34,88	32,79	72,17	25,08	15,5
Baños De Agua Santa	21,19	21,78	22,05	223,74	34,12	20,0
Cevallos	14,29	27,57	32,76	202,87	31,03	16,0

	Estimaciones (%)			Medidas de precisión		
	Directa	FH Univ.	FH Biv.	Varianza	MSE FH Univ.	MSE FH Biv.
Mocha	50	36,01	38,22	2477,19	43,3	25,96
Patate	33,34	22,48	24,68	1104,55	32,78	15,71
Quero	50	33,92	35,33	2478,14	38,25	21,73
San Pedro De Pelileo	26,19	26,17	26,1	169,91	29,25	16,3
Santiago De Pillaro	33,34	24,57	24,58	1104,77	33,78	18,18
Tisaleo	50	27,59	27,85	622,62	33,06	17,54
Zamora	29,5	25,73	25,54	60,01	22,48	13,74
Chinchipe	25,66	21,04	19,94	142,06	29,9	17,71
Nangaritza	20,72	26,12	26,9	216,62	33,51	20,06
Yacuambi	4,62	11,24	13,91	18,66	12,94	10,39
Yantzaza	32,95	25,75	24,54	97,16	26,09	15,07
El Pangui	47,1	30,1	29,43	220,59	30,88	17,3
Centinela Del Condor	24,83	24,39	24,98	89	25,72	14,91
Palanda	34,34	24,27	22,22	152,69	31,09	18,61
Paquisha	50	25,51	29,17	2361,99	35,65	19,02
San Cristobal	33,56	22,83	19,09	52,88	23,41	15,6
Isabela	50	21,06	22,22	1084,25	33,38	16,19
Santa Cruz	25,2	23,21	21,39	21,7	14,81	11,73
Lago Agrio	32,42	29,31	28,54	26,68	15,61	10,87
Gonzalo Pizarro	30,18	24,43	26,34	237,83	31,29	16,82
Putumayo	66,07	34,41	35,39	476,25	35,09	19,36
Shushufindi	28,18	25,51	24,24	34,34	17,94	12,06
Sucumbios	36,81	25,27	25,56	255,98	33,32	19,18
Cascales	8,54	19,94	23,58	70,35	24,57	15,33
Cuyabeno	38,02	31,16	29,66	150,82	29,98	17,52
Orellana	36,89	30,58	27,46	26,1	15,67	11,26
Aguarico	25,21	34,37	35,66	200,18	35,94	22,54
La Joya De Los Sachas	24,83	23,18	22,2	47,99	21,04	13,53
Loreto	24,29	27,5	28,11	38,91	20,66	14,92
Santo Domingo	22,24	22,23	22,16	5,14	4,57	4,15
La Concordia	28,75	24,98	24,39	44,15	20,52	13,44
Santa Elena	45,07	36,1	32,97	44,88	20,95	14,03
La Libertad	34,11	30,46	29,86	54,94	22,12	13,81
Salinas	33,55	29,13	28,28	70,71	24,4	14,82

Cuadro D.1: Comparación de las estimaciones de la desnutrición crónica infantil en el Ecuador para menores de 2 años y sus medidas de precisión, a nivel cantonal.

Bibliografía

- [1] Rahman A. Small area estimation through spatial microsimulation models: Some methodological issues. *Conference: 2nd General Conference of the International Microsimulation Association*, 1, 2009a.
- [2] William G Cochran. *Sampling Techniques*. Probability & Mathematical Statistics S. John Wiley and Sons (WIE), Brisbane, QLD, Australia, September 1977.
- [3] Henderson C.R. Estimation of genetic parameters. *Annals of Mathematical Statistics*, 21:309–310, 1950.
- [4] Pfeffermann D. Small area estimation-new developments and directions. *International Statistical Review*, 7:125–143, 2002.
- [5] Fay R.E. Datta G.S. and Ghosh M. Hierarchical and empirical bayes multivariate analysis in small area estimation, in proceedings of bureau of the census 1991 annual research conference. *U.S. Bureau of the Census*, pages 63–79, 1991.
- [6] Instituto Nacional de Estadística y Censos. *Reporte de Pobreza por Consumo Ecuador 2006 - 2014*. INEC, 2 edition, 2016.
- [7] Organización Mundial de la Salud. *El Estado Físico, Uso e Interpretación de la Antropometría. Informe de un Comité de Expertos de la OMS*. Organización Mundial de la Salud World Health Organization, 1995.
- [8] Organización Mundial de la Salud. Notas descriptivas sobre malnutrición. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/malnutrition>, 2021.
- [9] Callisaya E. and Mejía H. Factores de riesgo para desnutrición aguda grave en niños menores de cinco años. *Revista de la Sociedad Boliviana de Pediatría*, 51(2):90–96, 2011.
- [10] UNICEF Ecuador. La desnutrición crónica es un problema que va más allá del hambre. <https://n9.cl/m0ld1k>, 2021.
- [11] Robinson G.K. That blup is a good thing: The estimation of random effects. *Statistical Science*, 6:15–31, 1991.
- [12] W González-Manteiga, M J Lombardía, I Molina, D Morales, and L Santamaría. Bootstrap mean squared error of a small-area EBLUP. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 78(5):443–462, May 2008.
- [13] Morris H Hansen, William N Hurwitz, and William G Madow. *Sample survey methods and theory, volume 1*. Wiley Classics Library. John Wiley & Sons, Nashville, TN, August 1993.

- [14] Molina Isabel and Marhuenda Yolanda. sae: An R package for small area estimation. *The R Journal*, 7(1):81–98, jun 2015.
- [15] Prasad N. G. N. and Rao J.N.K. The estimation of the mean squared error of small-area estimators. *Journal of the American Statistical Association*, 85(409):163–171, 1990.
- [16] Rao J.N.K. and Molina Isabel. *Small Area Estimation*. Wiley Series in Survey Methodology. John Wiley & Sons, Nashville, TN, 2 edition, August 2015.
- [17] Leslie Kish. *Survey Sampling*. Wiley Classics Library. John Wiley & Sons, Nashville, TN, January 1995.
- [18] The Lancet. *Desnutrición materno-infantil, Edición en español*. Instituto de Nutrición de Centro América y Panamá (INCAP), 2018.
- [19] The Lancet. *Doble Carga Malnutrición, Edición en español*. Instituto de Nutrición de Centro América y Panamá (INCAP), 2019.
- [20] Ghosh M. and Rao J.N.K. Small area estimation: an appraisal (with discussion). *Statistical Science*, 9:55–93, 1994.
- [21] Permatasari Novia and Ubaidillah Azka. msae: Multivariate fay herriot models for small area estimation. *The R Journal*, April 2022.
- [22] World Health Organization. *WHO child growth standards: length/height-for-age, weight-for-age, weight-for-length, weight -for-height and body mass index-for-age : methods and development*. World Health Organization, 2006.
- [23] Antonio Pardo and Rafael San Martín. *Análisis de datos en psicología*. Pirámide, 2 edition, 1994.
- [24] Benavent R. and Morales D. Multivariate fay–herriot models for small area estimation. *Computational Statistics and Data Analysis*, page 372–390, 2016.
- [25] Tanton R. Rahman A., Harding A. and Liu S. Methodological issues in spatial microsimulation modelling for small area estimation international journal of microsimulation. *International Journal of Microsimulation*, 3(2):3–22, 2010.
- [26] Fay R.E. Application of multivariate regression to small domain estimation. *Small Area Statistics*, pages 91–102, 1897.
- [27] Fay R.E. and Herriot R.A. Estimates of income for small places: An application of james-stein procedures to census data. *Journal of the American Statistical Association*, 85:398–409, 1979.
- [28] Carl-Erik Sarndal, Bengt Swensson, and Jan Wretman. *Model assisted survey sampling*. Springer series in statistics. Springer, New York, NY, October 2003.
- [29] FHI Solutions. 1000 days. <https://thousanddays.org/>, 2010.
- [30] UNICEF. *Improving child nutrition: The achievable imperative for global progress*. UNICEF, United Nations Children’s Fund, 2013.
- [31] UNICEF. *Niños, alimentos y nutrición*. UNICEF, United Nations Children’s Fund, 2019.
- [32] UNICEF. *Baby WASH Programming*. UNICEF, United Nations Children’s Fund, 2020.

- [33] Castro Castro L. Vallejo Solarte M. and Cerezo Corre M. Estado nutricional y determinantes sociales en niños entre 0 y 5 años de la comunidad de yunguillo y de red unidos, mocoa - colombia. *Universidad Y Salud*, 18(1):113–125, 2016.
- [34] You Y. and Rao J.N.K. Small area estimation using unmatched sampling and linking models. *Canadian Journal of Statistics*, 30:3–15, 2002.