



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
FACULTAD DE INGENIERÍA ECONÓMICA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ECONÓMICA



**ANÁLISIS DE LA POBREZA MULTIDIMENSIONAL Y SUS
DETERMINANTES EN LA MACRO REGIÓN SUR, PERIODO 2016-
2020**

TESIS

PRESENTADA POR:

Bach. DEYWID ANTHONY AYCAYA CHIQUE

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO ECONOMISTA

PUNO – PERÚ

2023



Reporte de similitud

NOMBRE DEL TRABAJO

**Análisis de la pobreza multidimensional
y sus determinantes en la macroregión s
ur, periodo 2016-2020**

AUTOR

Deywid Anthony Aycaya Chique

RECuento DE PALABRAS

20469 Words

RECuento DE CARACTERES

99256 Characters

RECuento DE PÁGINAS

78 Pages

TAMAÑO DEL ARCHIVO

1.2MB

FECHA DE ENTREGA

Dec 15, 2022 1:54 PM GMT-5

FECHA DEL INFORME

Dec 15, 2022 1:56 PM GMT-5

● **9% de similitud general**

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para cada base c

- 7% Base de datos de Internet
- Base de datos de Crossref
- 4% Base de datos de trabajos entregados
- 2% Base de datos de publicaciones
- Base de datos de contenido publicado de Crossr

● **Excluir del Reporte de Similitud**

- Material bibliográfico
- Material citado
- Bloques de texto excluidos manualmente
- Material citado
- Coincidencia baja (menos de 10 palabras)

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
FACULTAD DE INGENIERIA ECONOMICA

Dr. Cristóbal Yapuchura Saico
DOCENTE DE LA FIE

Dr. Roberto A. Aycaya
DOCENTE FACULTAD DE INGENIERIA ECONOMICA
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
PUNO - PERU

Resumen



DEDICATORIA

Esta tesis lo dedico a mis padres quienes con su paciencia, apoyo y esfuerzo fueron el soporte fundamental para enfrentar adversidades en el cumplimiento de mis metas.



AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Nacional del Altiplano, alma mater en mi formación profesional y a mis docentes de la facultad de ingeniería económica por compartir su sabiduría y conocimientos.

Al Dr. Roberto Arpi Mayta, con su paciencia y sabiduría, se completó este trabajo de investigación. Muchas gracias por su aliento, cuando más lo necesitaba; ahí cuando mis horas de trabajo se tornaban confusas.



ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTOS

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE FIGURAS

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE ACRÓNIMOS

RESUMEN 11

ABSTRACT..... 12

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN 13

1.2. FORMULACIÓN DE PREGUNTAS..... 14

1.2.1. Pregunta general 14

1.2.2. Preguntas específicas:..... 14

1.3. JUSTIFICACIÓN 14

1.4. OBJETIVOS DE INVESTIGACIÓN 15

1.4.1. Objetivo general 15

1.4.2. Objetivos específicos:..... 15

1.5. HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN..... 15

1.5.1. Hipótesis general..... 15

1.5.2. Hipótesis específicas 15

CAPÍTULO II

REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. MARCO TEÓRICO 16



2.1.1. Pobreza.....	16
2.1.2. Pobreza multidimensional.....	17
2.1.3. Aproximación teórica sobre pobreza multidimensional.....	18
2.2. ANTECEDENTES DE INVESTIGACIÓN.....	19
2.2.1. Antecedentes Internacionales.....	19
2.2.2. Antecedentes nacionales y locales.....	22

CAPÍTULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. MÉTODO DE INVESTIGACIÓN.....	26
3.2. TIPO DE INVESTIGACIÓN Y DISEÑO DE INVESTIGACIÓN.....	26
3.3. POBLACIÓN Y MUESTRA.....	26
3.4. ALCANCE DE INVESTIGACIÓN Y METODOLOGÍA.....	28
3.4.1. Primer objetivo de investigación.....	28
3.4.1.1. Metodología para construcción de la pobreza multidimensional.....	28
3.4.2. Segundo objetivo de investigación.....	30
3.4.2.1. Metodología para estimar el efecto de los componentes sobre la pobreza multidimensional.	31

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. POBREZA MULTIDIMENSIONAL EN LA MACRO REGIÓN SUR 2016 - 2020.....	33
4.1.1. Dimensión educación.....	33
4.1.2. Dimensión salud.....	37
4.1.3. Características de la vivienda.....	39
4.1.4. Índice de pobreza multidimensional.....	46



4.1.5. Comparación entre la pobreza multidimensional y pobreza monetaria en la Macro Región Sur.....	50
4.2. FACTORES QUE EXPLICAN LA POBREZA MULTIDIMENSIONAL EN LA MACRO REGIÓN SUR 2016 -2020	52
4.3. DISCUSIÓN	56
V. CONCLUSIONES	58
VI. RECOMENDACIONES	59
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	60
ANEXOS.....	64

ÁREA : Políticas públicas

TEMA: Pobreza

FECHA DE SUSTENTACIÓN: 04 de enero de 2023



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Jefes de hogar que tienen primaria completa en la Macro Región Sur, periodo 2016-2020.	34
Figura 2.	El hogar donde vive tiene al menos un niño en edad escolar (6-18) que no está matriculado (y aún no termina la secundaria) en la Macro Región Sur, 2016-2020.....	36
Figura 3.	Población que no accede a los servicios de salud en la Macro Región Sur, 2016-2020.	37
Figura 4.	Población con déficit calórico salud en la Macro Región Sur, 2016-2020..	39
Figura 5.	Vivienda con piso inadecuada en la Macro Región Sur, 2016-2020.	40
Figura 6.	Vivienda sin abastecimiento de agua en la Macro Región Sur, 2016-2020.	42
Figura 7.	Vivienda sin servicios higiénicos en la Macro Región Sur, 2016-2020.	43
Figura 8.	Vivienda sin electricidad en la Macro Región Sur, 2016-2020.	44
Figura 9.	Combustible utilizado en la cocina en la Macro Región Sur, 2016-2020....	46
Figura 10.	Evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, 2016-2020.....	47
Figura 11.	Evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, por región, 2016-2020.	48
Figura 12.	Evolución de la pobreza multidimensional y pobreza monetaria en la Macro Región Sur, por región, 2016-2020.....	51



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.	Muestra de estudio de Encuesta Nacional de Hogares.....	27
Tabla 2.	Dimensiones, indicadores y pesos de la pobreza multidimensional	29
Tabla 3.	Evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, promedio, 2016-2020.....	47
Tabla 4.	Evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, por región y por ámbito de estudio, en porcentaje, 2016-2020.	48
Tabla 5.	Resultados de estimación del modelo logit sobre los componentes que explican la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur	53
Tabla 6.	Efectos marginales del modelo de pobreza multidimensional en la Macro Región Sur.....	55



ÍNDICE DE ACRÓNIMOS

agua_s	: Vivienda que no tiene abastecimiento de agua potable
CEPLAN	: Centro nacional de planeamiento estratégico
comb_coc	: Combustible utilizado en la cocina
desague_s	: Viviendas sin servicios higiénicos
electricidad_s	: Viviendas sin servicios de electricidad
ENAHO	: Encuesta Nacional de Hogares
escol_jefe	: Hogares jefes de hogar con primaria completa
INEI	: Instituto Nacional de Estadística e Informática
IPM	: Índice de Pobreza Multidimensional
MRS	: Macro Región Sur conformadas por las regiones Apurímac, Arequipa, Moquegua, Tacna, Cusco, Puno y Madre de Dios.
ONU	: Organización de las Naciones Unidas
pobreC	: Pobreza Calórica
salud_asist	: Hogares que no asisten a establecimiento de salud por alguna enfermedad, accidentes y/o consulta



RESUMEN

La reducción de la pobreza como parte de las políticas del Estado, no solo debe ser vista desde el lado monetario, sino también desde su dimensionalidad y profundización. Si bien en la última década, la pobreza monetaria se redujo de 33.5% a 20.2%, sin embargo, desde hace cinco años la reducción fue mínima y por el contrario se incrementó en el año 2020, producto de la pandemia de Covid-19. Estos datos sugieren que la pobreza debe ser estudiada ampliamente, los cuales pueden ayudar la coherencia de políticas públicas e intervenciones en un marco más profundo para su seguimiento y evaluación. En este contexto el estudio, tiene como objetivo analizar la pobreza multidimensional e identificar los determinantes que más influyen. Para la construcción de la pobreza multidimensional se basó en el enfoque propuesto por Alkire y Foster (2011) y adaptación peruana de Vasques (2012), para su elaboración se basó en los microdatos de Encuesta Nacional de Hogares – ENAHO, para los años 2016-2020, y para identificar los determinantes que más explican la pobreza multidimensional se basó en el modelo *logit*. Los resultados encontrados mostraron que la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur ha venido disminuyendo pasando en promedio de 34% a 31.6%, sin embargo, a nivel de las regiones existen muchas diferencias. Por otro lado, los determinantes que más explicaron la pobreza multidimensional fueron la salud y educación.

Palabras claves: Pobreza multidimensional, componentes, Macro Región Sur, Perú.



ABSTRACT

Poverty reduction as part of the State's policies should not only be seen from the monetary side, but also from its dimensionality and deepening. Although in the last decade, monetary poverty was reduced from 33.5% to 20.2%, however, for the last five years the reduction has been minimal and on the contrary, it increased in 2020, as a result of the Covid-19 pandemic. These data suggest that poverty should be studied extensively, which can help the coherence of public policies and interventions in a deeper framework for monitoring and evaluation. In this context, the study aims to analyze multidimensional poverty and identify the most influential determinants. For the construction of multidimensional poverty, it was based on the approach proposed by Alkire and Foster (2011) and Peruvian adaptation of Vasques (2012), for its elaboration it was based on the microdata of the National Household Survey - ENAHO, for the years 2016-2020, and to identify the determinants that most explain multidimensional poverty it was based on the logit model. The results found showed that multidimensional poverty in the Macro South Region has been decreasing from 34% to 31.6% on average, however, at the level of the regions there are many differences. On the other hand, the determinants that most explained multidimensional poverty were health and education.

Keywords: Multidimensional poverty, components, Macro Southern Region, Peru.



CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN

La pobreza es uno de los problemas que afecta el bienestar de los individuos y su capacidad, por ello, las Naciones Unidas tiene como objetivo al 2030 “erradicar la pobreza en todas sus formas en todo el mundo” (ONU, 2015), y en el Perú, según la Agenda 2030 es terminar con la pobreza (CEPLAN, 2017). Cabe destacar que, en la última década, el Perú redujo la pobreza por lado monetario de 33.5% a 20.2% en el periodo 2010-2019, sin embargo, en los últimos cinco años (2014-2019) la pobreza quedo estancada a rededor del 20%, y el año 2020 se incrementó a 30.1% por la pandemia COVID-19 (INEI, 2021).

Diversos estudios señalan que la pobreza debe ser vista desde una perspectiva de multidimensionalidad y profundización (Iguíñiz, 2001). Por ejemplo, el estudio de Paredes (2021) señala que “los índices de pobreza multidimensional no solo son útiles, también pueden constituir una herramienta eficaz para reducirla”. Es así como la pobreza multidimensional respecto a su contraparte monetaria tiene en cuenta múltiples carencias que enfrentan las personas pobres al mismo tiempo en áreas como educación, salud y vivienda (MPPN, 2019, p.1)

En la actualidad, en la Macro Región Sur (Arequipa, Cusco, Madre de Dios, Moquegua, Puno y Tacna), hay pocos trabajos que realizan estudios en torno a la pobreza multidimensional en el periodo 2016-2020, ya que es un fenómeno complejo que varía según el periodo de tiempo, el lugar y el tipo sociedad, por lo



que no se tienen indicadores oficiales de la trayectoria (evolución) y sus determinantes del IPM en la MRS. Hecho que dificulta la coherencia de políticas públicas e intervenciones en un marco más profundo, en términos de dimensiones de la pobreza para su seguimiento y evaluación. En este contexto, las preguntas que responde la investigación son las siguientes:

1.2. FORMULACIÓN DE PREGUNTAS

1.2.1. Pregunta general

¿Cómo ha evolucionado la pobreza multidimensional y cuáles son sus determinantes que lo explican en la Macro Región Sur, en el periodo 2016-2020?

1.2.2. Preguntas específicas:

- ¿Cómo ha evolucionado la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, en el periodo 2016-2020?
- ¿Cuáles son los determinantes que explican la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, en el periodo 2016-2020?

1.3. JUSTIFICACIÓN

Este estudio se realiza porque busca evidenciar la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, a través de sus dimensiones. La pobreza multidimensional es uno de los pocos trabajados en el caso peruano y a diferencia de la pobreza monetaria que solo toma en cuenta los bienes y servicios, la pobreza multidimensional toma en cuenta otros los indicadores de carencia de salud, educación y características de la vivienda.

Los resultados del estudio servirán para conocer la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur. Asimismo, estos servirán de



antecedentes de estudios para las futuras investigaciones y en la toma de decisiones de políticas públicas para los hogares pobres en la Macro Región Sur.

1.4. OBJETIVOS DE INVESTIGACIÓN

1.4.1. Objetivo general

Analizar la pobreza multidimensional y sus determinantes en la Macro Región Sur, en el periodo 2016-2020.

1.4.2. Objetivos específicos:

- Calcular y describir la evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur en el periodo 2016-2020.
- Identificar los determinantes que explican más la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur en el periodo 2016-2020.

1.5. HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN

1.5.1. Hipótesis general

La pobreza multidimensional se redujo en la Macro Región Sur y los determinantes que explican son la educación, salud y vivienda, en el periodo 2016-2020.

1.5.2. Hipótesis específicas

- Durante los años 2016 y 2020 la pobreza multidimensional ha tenido una disminución en la Macro Región Sur.
- Durante el periodo 2016 y 2020 los determinantes o componentes que más explican la pobreza multidimensional fueron los componentes de salud y educación.



CAPÍTULO II

REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. MARCO TEÓRICO

2.1.1. Pobreza

La pobreza en el sentido más simple se puede definir “persona que no tiene lo necesario para vivir” (RAE, 2020, p. 1). El diccionario de Oxford define a la pobreza como “escasez o carencia de lo necesario para vivir” (Oxford, 2020, p. 1). La CEPAL define la pobreza como la “situación en que los ingresos son inferiores al valor de una canasta básica de bienes y servicios, tanto alimentarios como no alimentarios” (CEPAL, 2012, p. 1). Por otro lado, se define a los pobres extremos a “las personas que no logran alcanzar o adquirir canasta básica de alimentos, así lo destinaran en su totalidad a dicho fin” (CEPAL, 2012, p. 1).

La definición de la pobreza puede variar según tipo de países. En los países ricos se define pobre a “cualquier familia con un ingreso que sea menor a la mitad del ingreso mediano de las familias” (Caus, 2020, p. 1). En cambio, en los países de Latino América, la pobreza se da cuando la persona no tiene suficientes ingresos para satisfacer el mínimo de subsistencia. Desde el enfoque multidimensional se puede definir como “la falta de recursos para satisfacer las necesidades básicas para la supervivencia” (Caus, 2020, p. 1).

En el caso peruano, el INEI, lo define como una “condición en la cual una o más personas tienen un nivel de bienestar inferior al mínimo socialmente aceptado” (INEI, 2000, p. 3). La primera aproximación tiene que ver con la incapacidad de satisfacer las necesidades básicas de alimentación. Luego, la



pobreza, en el sentido más amplio “incluye la salud, las condiciones de vivienda, educación, empleo, ingresos, gastos, y aspectos más extensos como la identidad, los derechos humanos, la participación popular, entre otros” (INEI, 2000, p. 3).

2.1.2. Pobreza multidimensional

Según el MPPN (2019), la pobreza multidimensional se define como:

[...] una medición de la pobreza que refleja las múltiples carencias que enfrentan las personas pobres al mismo tiempo en áreas como educación, salud, entre otros. El IPM refleja tanto la incidencia de la pobreza multidimensional (la proporción de personas en una población que son pobres multidimensionales), y su intensidad (el número promedio de carencias que cada persona pobre experimenta al mismo tiempo). Se puede utilizar para crear una imagen completa de las personas que viven en la pobreza, el cual permite hacer comparaciones tanto entre los países, las regiones y el mundo, y dentro de los países por grupo étnico, la ubicación urbana / rural, así como otras características de los hogares y de la comunidad. (2019, p. 1)

Los métodos multidimensionales identifican a los hogares pobres a través de varios componentes, clasifican como hogares pobres multidimensionales a los que no satisfacen umbrales mínimos identificados para cada necesidad. Por lo tanto, nuestro objetivo es identificar y caracterizar los hogares que no satisfacen las necesidades humanas en función de las condiciones económicas.

Según el Feres y Mancero (2001) el NBI permite “caracterizar la pobreza aportando información sobre el desarrollo de las capacidades humanas no



reflejadas en el ingreso de manera complementaria a los métodos indirectos de medición” (2001, p. 8). Esta característica también permite el desarrollo de mapas de pobreza que pueden identificar la distribución geográfica y la concentración de necesidades con el fin de crear políticas específicas para combatir la pobreza. Para definir las dimensiones e indicadores a considerarse en el estudio, es necesario definir lo siguiente.

[...] para determinar cuáles dimensiones e indicadores deben estudiarse, se debe analizar qué tipo de necesidades serán objeto de estudio: necesidades absolutas, relativas o ambas. Las primeras se refieren a las necesidades indispensables para la existencia humana, como por ejemplo la nutrición. Las segundas, las relativas, que se refieren a aquellas necesidades que, aunque no son estrictamente indispensables para la supervivencia, sí lo son para tener una calidad de vida adecuada, como por ejemplo la educación. (Feres & Mancero, 2001, p. 8)

La elección del tipo de necesidad, permite identificar las posibles dimensiones que serán incluidas en la medición de la pobreza desde este aspecto y a continuación, se determinan los indicadores que básicamente dependen de la fuente de datos utilizada. Finalmente, se determina la satisfacción de cada indicador y se convierte en variables dicotómicas. "satisface" o "no satisface".

2.1.3. Aproximación teórica sobre pobreza multidimensional

La aproximación teórica sobre la pobreza multidimensional tiene explicación en la “Economía del Bienestar”. Consideremos una función de utilidad que depende de los componentes de la pobreza multidimensional como la educación, salud y características de la vivienda.



$$U = U(E, S, V)$$

Donde U es la utilidad del hogar, que está en función de cantidad consumida de las dimensiones de educación (E), salud (S) y características de la vivienda (V).

Consideremos una utilidad mínima de las dimensiones de educación U_E , salud U_S y características de la vivienda U_V . Siguiendo a Ravallion (1998), por encima de la utilidad no hay privaciones.

- $E > U_E$: No hay carencia en el componente de educación.
- $S > U_S$: No hay carencia en el componente de salud.
- $V > U_V$: No hay carencia en el componente de vivienda.

Y por debajo utilidad mínima existen privaciones

- $E \leq U_E$: Hay carencia en el componente de educación.
- $S \leq U_S$: Hay carencia en el componente de salud.
- $V \leq U_V$: Hay carencia en el componente de vivienda.

2.2. ANTECEDENTES DE INVESTIGACIÓN

2.2.1. Antecedentes Internacionales

. Muñetón et al. (2019) plantea la medición de la pobreza multidimensional en el país de Colombia para la ciudad de Medellín, el cual pretende servir como herramienta para la toma de decisiones de política pública y contribuir al seguimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible al 2030. Para ello, utiliza la metodología de Alkire y Foster es un método que identifica a los pobres de acuerdo a las privaciones que sostienen, se identifican seis dimensiones: entorno y calidad de vivienda, acceso a servicios públicos, escolaridad, desescolarización,



estándar de vida y salud. La información utilizada para la construcción de la pobreza multidimensional fue la Encuesta de Calidad de Vida (ECV) de Medellín del 2014. Los resultados de estudio muestran que la repercusión de pobreza se concreta en 20%; en tanto la media de privaciones que perciben las personas en situación de pobreza es del 40%. Las dimensiones de desescolarización y estándar de vida son las más influyentes en la medición de la pobreza multidimensional de la población en la ciudad de Medellín. Este estudio sugiere que la política pública necesita institucionalizar medidas multidimensionales de pobreza utilizando datos producidos por la ciudad.

González (2019) el objetivo fue analizar la disparidad entre las regiones pobres urbanas de Argentina y su desarrollo reciente. (2003-2016) teniendo en cuenta como medida, la pobreza multidimensional para evaluar el bienestar en las personas y los hogares en múltiples dimensiones como: vivienda, servicios básicos, educación, empleo y seguridad social, y estándar de vida. La metodología se fundamenta en los trabajos de Alkire y Foster (2007) y Alkire y Foster (2011). Para lo cual se utiliza la información procedente de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH). De los resultados obtenidos, muestran que en el año 2003, el Norte Grande Argentino (NGA) muestran niveles mayores de pobreza y estas diferencias son significativas. Sin embargo, desde el año 2007 y fundamentalmente desde el año 2011, puede observarse el proceso de reducción de disparidades entre el Norte Grande Argentino (NGA) y las demás regiones (Centro, Cuyo y Sur [CCS]). Desagregando por sub-regiones, se observa una reducción en las disparidades entre el Norte de la Gran Argentina (NGA), centro y Cuyo, respecto al sur se da en menor medida.



Ponce (2018) Proponen la medición y metodología de construcción, del Índice de Pobreza Multidimensional, especialmente para la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). Muestran que la pobreza multidimensional se presenta con mayor frecuencia en condiciones de carencia extrema, así mismo también existen otras situaciones de privación que merecen atención social y de políticas públicas. Argumentan que la metodología Alkire-Foster y demás métodos de medición de la pobreza multidimensional, está atrayendo la atención de los académicos, así como de los hacedores de políticas sociales y agencias de desarrollo internacional, porque responde esencialmente a una perspectiva interdimensional compleja del bienestar, privación y pobreza.

Vargas y Guamán (2015) determinaron el nivel de pobreza multidimensional de los hogares del canton (distrito) de Olmedo, provincia de Loja, Ecuador para el año 2013. En la construcción de la pobreza multidimensional se consideró la metodología de Alkire y Foster (2007), y utilizando la base de datos de VII censo de población y VI de vivienda realizado por el INEC – 2010, con un tamaño de muestra de 409 hogares. De los resultados tenemos que, el 33,68% de la población corresponden a hogares pobres y se encuentra en dificultad por lo menos en 3 indicadores; de los cuales, el 31,53% pertenece a la zona rural y el 2,15% corresponde a la zona urbana, el pobre promedio es flagelado de 04 indicadores a más.

Artavia (2014) desarrolla una proposición exploratoria para medir múltiples dimensiones de la pobreza en Costa Rica, basada en la metodología de Alkire y Foster (2007). Utilizando como instrumento la Encuesta Nacional de Hogares del Instituto Nacional de Estadística e Investigaciones (INEC). Los



resultados generales indican que la proporción de personas identificadas como pobres multidimensionales ha disminuido desde el año 2010, del 42,2 % al 31,5 % en el año 2013.

2.2.2. Antecedentes nacionales y locales

Urbina y Quispe (2016) analizan, determinantes de la pobreza monetaria y multidimensional en el país de Perú. Por ello construyen una medida de pobreza monetaria y pobreza multidimensional, para el segundo caso se basa en el enfoque de Alkair y Foster (2011) y adaptación de Vásquez (2012) para el caso peruano. La metodología empleada para encontrar los determinantes de ambos enfoques se utilizó, la regresión logística en diferentes intervalos de tiempo, en base a la información de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG), en los periodos 2009, 2010, 2014 y 2015. Los resultados del estudio revelan que el acceso a los servicios determina la pobreza con suma importancia; tener acceso a agua, electricidad y teléfono reduce significativamente la posibilidad de caer en el flagelo de la pobreza, siendo el factor más relevante el acceso al teléfono. De manera similar, encontramos que el derecho de propiedad disminuye la posibilidad de pobreza en un 14% y 15%. Simultáneamente la educación básica regular no fue significativa en la disminución de la pobreza. Finalmente, en materia de salud, encontramos que contar con un seguro de salud reduce la probabilidad de pobreza de forma marcada pero no significativa, específicamente contar con EsSalud y SIS reduce la probabilidad de pobreza en un 2.4% y un 5,3%, respectivamente.

Soria (2017) tiene como objetivo señalar el cambio porcentual de la pobreza multidimensional entre los hogares monoparentales del departamento de Cajamarca, entre los periodos anuales del 2014 y 2015. La metodología que



aborda en el cálculo de la pobreza multidimensional, se realiza a partir de lo ya propuesto por Alkire y Foster (2009). El instrumento de recolección de información fue el cuestionario de la “Encuesta Nacional de Hogares sobre Condiciones de Vida y Pobreza” para los años 2014 y 2015. La muestra está compuesta de 218 hogares monoparentales para el año 2014 y 182 hogares para el año 2015. Los resultados para la Región Cajamarca, entre los periodos anuales 2014 y 2015 muestran una variación en el IPM de -0.6 puntos porcentuales, lo que indica que de 10 indicadores medidos en el IPM, por lo menos en 5 indicadores sufrieron privaciones un hogar monoparental, la privación de escolaridad familiar en la dimensión educación aumento en 0.4% y en cuanto a la matricula infantil se redujo en 0.1%, del mismo modo en la dimensión salud el porcentaje de hogares en el que algunos miembros no asistieron a un centro de salud disminuyó en 0,1% y en un 1,1% de reducción del déficit calórico y en la dimensión condiciones de vida, las reducciones con mayor magnitud que se dio en los hogares monoparentales que sufrían privaciones en el acceso del piso de vivienda y combustible de la cocina, se redujo en 0.4% en ambos casos, además se redujo la carencia del acceso a desagüe en 0.3% y en conclusión los hogares monoparentales encabezados por mujeres son más susceptibles a la pobreza multidimensional.

Chavez (2018) estudió la variación porcentual de los hogares que sufren el flagelo de la pobreza multidimensional en la región de Madre de Dios, entre los periodos anuales del 2004 - 2016. Para ello, se basaron y utilizaron la metodología de Alkire y Foster (2007) y la base de datos con el cual se trabajó, es la Encuesta de Hogares (ENAHO). Entre los resultados adquiridos se muestran que en los periodos anuales 2004-2010, la pobreza multidimensional disminuyo de manera



continúa; pero desde el año 2013 las cantidades de pobreza multidimensional no se lograron reducir en la mayoría de los indicadores, lo que ha llevado a un estancamiento de las condiciones de vida de las personas y de los hogares a nivel provincial y departamental.

Clausen & Trivelli (2019) tienen como objetivo proporcionar una medida de la pobreza multidimensional consistente y perceptible con las realidades de la zona rural del Perú (IPM-RP). El IPM-RP se desarrolla con la metodología de Alkire y Foster (2007 y 2011), que incluye 22 indicadores incorporados en 9 dimensiones, estimados en base a los datos de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO) - 2018. De los resultados obtenidos muestran niveles de pobreza multidimensional rural altos, que fluctúan entre 75,7% - 35,5% en zonas rurales con mínima densidad de población y en las zonas rurales con mayor densidad de población rural oscilan entre el 60,8% - 25,5%. De otro lado, se puede contemplar un patrón adverso para las poblaciones rurales con menor densidad. De igual forma, las estimaciones muestran los límites de la medida oficial de pobreza monetaria para identificar una población rural que afronta carencias por lo menos en cuatro dimensiones de las nueve.

Bellido (2020) mide la pobreza desde una perspectiva interdimensional y construye una línea de vulnerabilidad a la pobreza, que ayuda a identificar poblaciones vulnerables. La metodología para definir la pobreza multidimensional se basa en el fundamento de Alkire y Foster (2008), basada en que un hogar es pobre si ese hogar tiene carencias, por lo menos en una de las dimensiones de las tres evaluadas. En la identificación de las poblaciones vulnerables se planteó en base al método formulado por Dang y Lanjouw (2014), estimando la probabilidad



de que los hogares caigan en la pobreza y en base a esto se elabora una línea base de vulnerabilidad, para poder identificar a poblaciones vulnerables. Para constituir el modelo se usó el instrumento de panel bianual que abarca los años correspondientes de 2015 - 2019. La base de datos con información es adquirida por medio de la Encuesta de Hogares sobre condiciones de vida y pobreza (ENAHO) de corte transversal, donde se puede contar con una muestra de más de 31,000 observaciones. Los resultados expresan que la pobreza interdimensional cubre el 25% de los hogares frente al 20% identificado por la pobreza monetaria; y el 28% de los hogares no pobres son vulnerables.

Paredes (2021) estudia los clubes de convergencia en la pobreza interdimensional, estima la pobreza multidimensional y sus determinantes en el Perú para los años 200 - 2018, en base a los datos de la Encuesta Nacional de Hogares. Para evaluar la pobreza multidimensional se consideró el enfoque metodológico de Alkire y Foster (2011) y la adaptación peruana de Vasques (2012), abarcando tres dimensiones salud, educación y condiciones de vivienda, en cuanto a los clubes de convergencia se utilizó el método del factor de carga de Phillips y Sul y con integración de Levin, Lin y Chu. Las conclusiones del estudio son que existen clubes de convergencia de pobreza interdimensional, según grupos regionales. De igual manera, identifican los determinantes de la pobreza multidimensional es el nivel educativo, el gasto per cápita de los hogares, y el acceso de los servicios básicos de agua, alcantarillado y electricidad, la proporción de hogares con servicios de salud.



CAPÍTULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. MÉTODO DE INVESTIGACIÓN

El presente estudio corresponde a la metodología hipotética-deductivo, esta metodología parte de la problemática y la teoría económica para contrastar las hipótesis planteadas a través de los datos (Mendoza, 2014). Para la contrastación de las hipótesis del estudio se basó en los procesos secuenciales propios metodológicos de Alkair y Foster (2011) para cuantificar la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur del Perú y se empleó la base de datos de Encuesta Nacional de Hogares.

3.2. TIPO DE INVESTIGACIÓN Y DISEÑO DE INVESTIGACIÓN

El tipo de investigación es no experimental, ya que no se manipulan las variables del estudio. El diseño de investigación es longitudinal y transeccional. Es transeccional debido a que se estudian a la Macro Region Sur y longitudinal, porque se estudian los últimos 5 años.

3.3. POBLACIÓN Y MUESTRA

La población de estudio está conformada por los hogares de la Macro Región Sur en el periodo 2016-2020 (Apurímac, Arequipa, Cusco, Madre de Dios, Moquegua, Puno y Tacna). La muestra es del tipo probabilística, estratificada, multietápica e independiente en cada departamento de estudio, definida y elaborada por el INEI - Encuesta Nacional de Hogares, la encuesta es representativa a nivel departamental de la MRS, por área urbano y rural, contemplando lo anterior no es necesario evaluar un tamaño de muestra, ya que

se hará uso de la totalidad de las encuestas disponibles y a partir de allí calcular los indicadores de condiciones de vida y de pobreza multidimensional de los hogares de la Macro Región Sur. En la Tabla 1 se muestra el número de hogares encuestados en cada iteración del ENAHO para los periodos 2016 – 2020, del universo total de hogares de la MRS.

La cantidad de muestra proporcionada En la Tabla 1, por la ENAHO, varía según la proporcionalidad de los hogares por departamento. Por ejemplo, la región Arequipa, es la región con mayor cantidad de hogares, y la muestra está representada entre 1938 y 1718 hogares y la región Madre de Dios, tiene una muestra menor en el periodo de estudio.

La elección de periodo de estudio se ha tomado por el criterio de la investigación, ya que se quiere analizar la evolución y sus determinantes de la pobreza multidimensional de los últimos 5 años.

Tabla 1. *Muestra de estudio de Encuesta Nacional de Hogares.*

MRS	2016	2017	2018	2019	2020
Apurímac	992	994	994	994	986
Arequipa	1,938	1,696	2,564	1,696	1,718
Cusco	1,360	1,364	1,364	1,364	1,366
Madre de Dios	694	696	1,034	696	688
Moquegua	1,240	1,104	1,104	1,104	1,108
Puno	1,338	1,342	2,052	1,342	1,326
Tacna	1,920	1,508	1,508	1,508	1,518
Total	9,482	8,704	10,620	8,704	8,710

Fuente: Elaboración propia en base a datos de ENAHO 2016-2020



3.4. ALCANCE DE INVESTIGACIÓN Y METODOLOGÍA

3.4.1. Primer objetivo de investigación

El primer objetivo de investigación tiene alcance descriptivo y explicativo. El alcance descriptivo “miden de manera más bien independiente los conceptos o variables con los que tienen que ver” (Hernandez et al, 2014). La herramienta principal son las estadísticas descriptivas donde se tiene en cuenta gráficas y tablas estadísticas. En el estudio, se calcula la pobreza multidimensional a través de la metodología de pobreza multidimensional de Alkair y Foster (2011) y Vásquez (2012) para el periodo 2016 - 2020.

3.4.1.1. Metodología para construcción de la pobreza multidimensional

Para la medición de la pobreza multidimensional se sigue el enfoque Alkire y Foster (2011) y la adaptación propuesta por Vásquez (2012), para el caso peruano. Establecido en este último, las dimensiones de la pobreza multidimensional son: la educación, salud y condiciones de la vivienda. Estas dimensiones forman un total de nueve indicadores Tabla 2.

Tabla 2. Dimensiones, indicadores y pesos de la pobreza multidimensional

Dimensión	Indicador	La persona se considera pobre (con privación) si:	Peso dentro del IMP
Educación	Escolaridad familiar	El jefe del hogar al que pertenece tiene primaria completa o un nivel de educación diferente. <u>C1</u>	$\theta_1 = 1/6$
	Matricula infantil	El hogar donde vive tiene al menos un niño en edad escolar (6-18) que no está matriculado (y aún no termina la secundaria). <u>C2</u>	$\theta_2 = 1/6$
Salud	Asistencia a un centro de salud	Ante molestia, enfermedad o accidente, no accede a los servicios de salud porque: no tiene dinero, el centro de salud se encuentra lejos de su vivienda o no tiene seguro de salud. <u>C3</u>	$\theta_3 = 1/6$
	Déficit calórico	El hogar no consume las calorías mínimas de acuerdo a sus requerimientos. <u>C4</u>	$\theta_4 = 1/6$
Características de la vivienda	Piso de la vivienda	El material de los pisos es de material inadecuado. <u>C5</u>	$\theta_5 = 1/15$
	Agua potable	La vivienda no tiene acceso a una red de abastecimiento de agua potable. <u>C6</u>	$\theta_6 = 1/15$
	Combustible para cocinar	La vivienda utiliza carbón, leña u otro para cocinar o no cocina. <u>C7</u>	$\theta_7 = 1/15$
	Saneamiento	La vivienda no presenta desagüe de ningún tipo. <u>C8</u>	$\theta_8 = 1/15$
	Electricidad	La vivienda no cuenta con electricidad. <u>C9</u>	$\theta_9 = 1/15$

Fuente: Adaptado a Vásquez (2012).

El índice de pobreza multidimensional se construye a partir de la ecuación (1):

$$IMP = \theta_1 C_1 + \theta_2 C_2 + \theta_3 C_3 + \theta_4 C_4 + \theta_5 C_5 + \theta_6 C_6 + \theta_7 C_7 + \theta_8 C_8 + \theta_9 C_9 \quad (1)$$

$$\sum \theta_i = 1$$

Donde IPM es la pobreza multidimensional; θ_i es el peso de la privación i ; C_i es el indicador de privación en el componente i , que toma el valor de 1 si la persona sufre de la privación y 0 si no sufre (véase Tabla 2).

El IPM se incrementa cuando existe mayor número de privaciones en las componentes mencionadas, y estos pueden tomar valores entre 0 y 1. Si los

hogares no tienen privación el IPM toma valor cero, en cambio, si el hogar tiene todas las privaciones recibe como puntaje 1 (Paredes, 2020).

El umbral para determinar el pobre multidimensional es de 0.33, lo que significa que, por encima de valor, el hogar es considerado pobre multidimensional, por el contrario, el hogar es no pobre multidimensional.

Debido a que se quiere obtener un puntaje global para la Macro Región Sur y por cada región se calculara la incidencia de pobreza multidimensional como:

$$H_t = \frac{n}{q}$$

Donde H es el porcentaje total de pobres multidimensional respecto al tamaño de la población; n es la población total y; q es la cantidad de pobres multidimensionales.

Asimismo, se puede obtener la intensidad de las privaciones como:

$$A = \frac{\sum_{i=1}^n c_i(k)}{q}$$

Donde: $c_i(k)$ es el puntaje de privación censurado del individuo i . Finalmente, el IMP se obtiene como la multiplicación de:

$$IMP = A * H$$

3.4.2. Segundo objetivo de investigación

El segundo objetivo de investigación corresponde al alcance explicativo, ya que se estima los determinantes de la pobreza multidimensional en la Macro

Región Sur. El alcance explicativo es también conocido como causal o hipotético – deductivo (Mendoza, 2014).

El alcance explicativo, “están dirigidos a responder a las causas de los eventos físicos o sociales su interés se centra en explicar por qué ocurre un fenómeno y en qué condiciones se da éste, o por qué dos o más variables están relacionadas” (Hernandez et al, 2014). En el estudio, se evalúa los determinantes de la pobreza multidimensional a través de la metodología logit en función a la metodología desarrollada de la pobreza multidimensional de Alkair y Foster (2011) y Vasques (2012) en el anterior punto

3.4.2.1. Metodología para estimar el efecto de los componentes sobre la pobreza multidimensional.

Una vez propuesta la metodología para la pobreza multidimensional se estimará los determinantes de la pobreza multidimensional a través del modelo logístico. A continuación, se presenta el modelo econométrico.

$$P(PM_i = 1) = F(\alpha + \beta_1 educ_i + \beta_2 salud_i + \beta_3 viv_i) + \varepsilon_i = F(X_i \beta')$$

Donde PM_i es la variable dependiente es binario toma valor “1” cuando el hogar es pobre multidimensional y “0” en otro caso; $educ_i$ son conjunto de variables del componente de educación; $salud_i$ son conjuntos variables del componente de salud y; viv_i son conjunto de variables de componente de características de la vivienda; β_1 , β_2 y β_3 son parámetros del modelo; ε_i es una variable de error que se distribuye con media cero y varianza de $\frac{\pi^2}{3}$.



Efectos Marginales del Modelo Logit

La interpretación de los resultados se obtiene a partir de los efectos marginales, esto se obtiene como la derivada de la función logística con respecto a cada una de las variables del componente de la pobreza multidimensional.

$$\frac{\partial F(X_i\beta')}{\partial X_{ki}} = F(X_i\beta')[1 - F(X_i\beta')]\beta_k$$

Cuando la variable es discreta, el efecto marginal es la diferencia de probabilidades, y estos valores se encuentran entre cero y uno.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. POBREZA MULTIDIMENSIONAL EN LA MACRO REGIÓN SUR 2016 - 2020

La pobreza multidimensional, a diferencia de la pobreza monetaria, incorpora múltiples carencias que enfrentan las personas pobres al mismo tiempo en áreas como educación, salud, vivienda, entre otros. En esta sección se describe las principales dimensiones de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, para ello se basa en la metodología de Alkire y Foster (2011) y Vásquez (2012). Posteriormente, se presenta el índice de la pobreza multidimensional (IPM) tomando en cuenta tres dimensiones como la educación, salud y características de la vivienda.

4.1.1. Dimensión educación

La dimensión de educación considera los indicadores de escolaridad familiar y la matrícula infantil. El primero está aproximado a través de los jefes de hogar con primaria completa y la segunda a través de un escolar (6-18 años) del hogar que no está matriculado en una institución. En ambos casos estos componentes tienen un peso de 1/6 cada en el índice de pobreza multidimensional (IPM).

En la Figura 1 se presenta la evolución de los hogares de los jefes de hogar con educación primaria en la Macro Región Sur, como se puede observar en promedio se registró una caída de los jefes de hogar con el nivel de educación primaria completa de 36.2% a 33.7%, una reducción en 2.5 puntos porcentuales;

lo que significa que en promedio los jefes de hogar pueden haber tenido una transición al siguiente nivel de educación o diferentes al nivel de educación primaria.

A nivel de las regiones, se ha identificado dos grupos de regiones con mayor y menor cantidad de hogares con nivel de educación primaria. El primer grupo está conformado por las regiones de Cusco, Apurímac y Puno. Si bien estas regiones han tenido una reducción en los últimos 5 años, aún siguen siendo distante al segundo grupo de regiones como Madre de Dios, Arequipa, Tacna y Moquegua. Cabe destacar que, las regiones de Tacna y Moquegua ha tenido una reducción significativa en el año 2020, a pesar la pandemia de COVID-19.

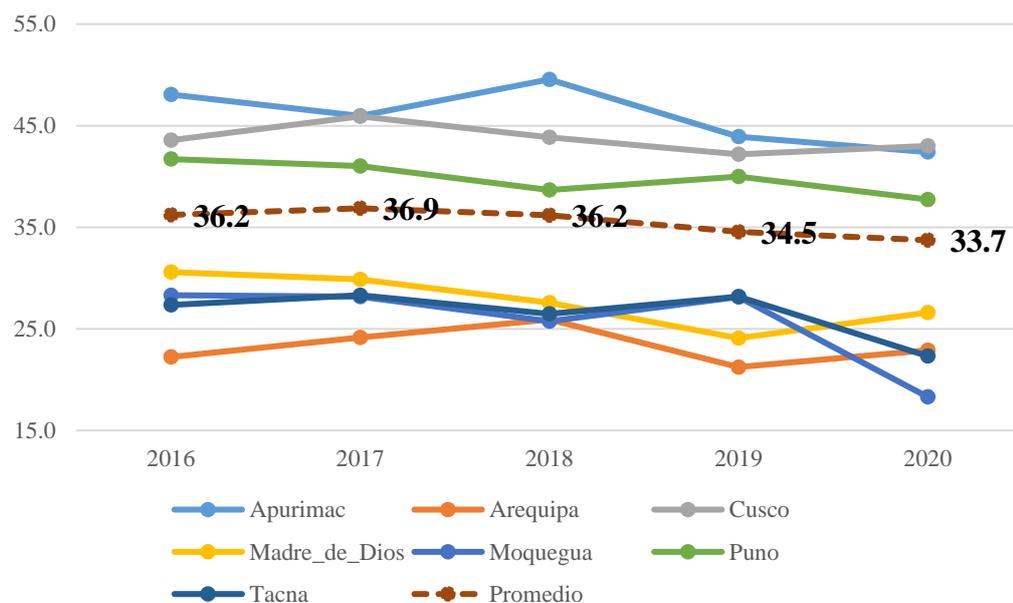


Figura 1. Jefes de hogar que tienen primaria completa en la Macro Región Sur, periodo 2016-2020.

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

[...] Garantizar una educación inclusiva, equitativa y de calidad para todos
Es el cuarto objetivo de desarrollo sostenible del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo. Partiendo del convencimiento de que la educación es uno de los motores más eficaces y comprobados que



garantizan desarrollo sostenible a los hogares. Con este fin, la ONU tiene como primera meta garantizar que todas las niñas y niños tengan educación primaria y secundaria gratuita para 2030. Además de lograr el acceso universal, tiene como objetivo garantizar el acceso equitativo a la educación técnica asequible y eliminar las barreras de género y de ingresos en la Educación superior (PNUD, 2022)

La educación ayuda a los hogares a salir de la pobreza aumentando los ingresos del hogar, aumentando la productividad de los trabajadores por cuenta propia o permitiéndoles encontrar trabajos mejor remunerados. La sociedad, promueve el crecimiento económico a largo plazo, fortaleciendo las instituciones y la cohesión social. A nivel mundial, los salarios por hora aumentan en un 9% por cada año adicional de escolaridad. De esta manera, realiza una inversión inteligente y efectiva en las personas, lo cual es crucial para el desarrollo de capitales que acaben con la pobreza extrema. (Diaz Figueroa, 2022, pág. 45)

En cuanto a la matrícula escolar, se ha encontrado que los hogares con algún miembro en edad escolar (6-18 años) que no está matriculado en una institución se ha incrementado de 8% a 10.1% en los últimos cinco años, es decir, la cantidad de niños que no asisten o no están matriculados pasó de 8 a 10 niños por cada 100 matriculados. Este incremento fue evidente en el año 2020, y se dio debido a las políticas de restricción y la falta de conectividad durante la pandemia de COVID-19 (Figura 2).

A nivel de las regiones, la cantidad de niños no matriculados en edad escolar se incrementó considerablemente principalmente en las regiones de Madre de Dios, Apurímac y Cusco.

En cambio, en las regiones de Puno, Tacna, Moquegua y Arequipa se registraron menor tasa de niños no matriculados, aunque en promedio se incrementaron en los últimos años. En todos los casos se ha visto una tendencia para la mayoría de las regiones del Sur, con excepción para la región Puno.

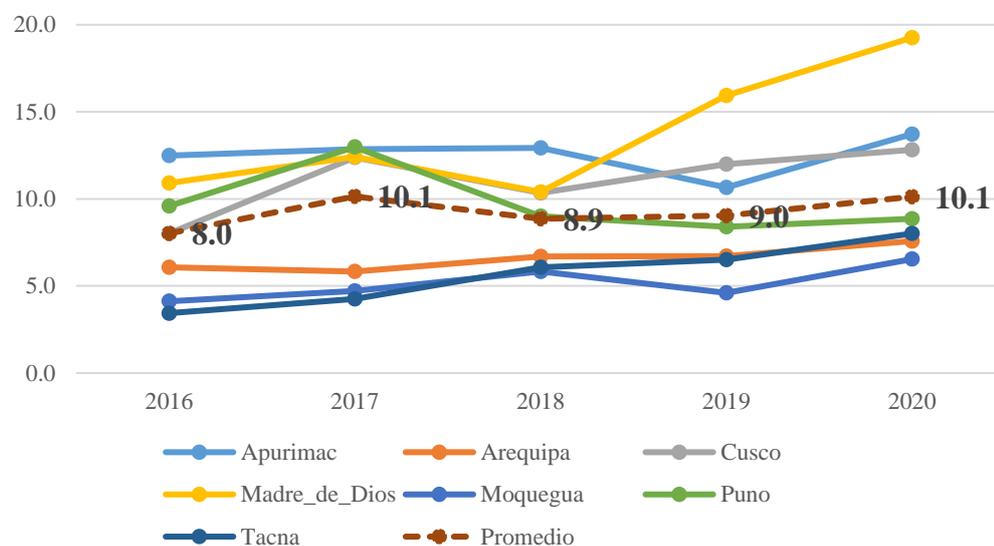


Figura 2. El hogar donde vive tiene al menos un niño en edad escolar (6-18) que no está matriculado (y aún no termina la secundaria) en la Macro Región Sur, 2016-2020

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

En el país del Perú existe una alta tasa de abandono escolar temprano, es decir, de todos los niños matriculados en educación básica, a nivel nacional, se encuentran en un grado inferior a su edad, el 8,5% examina una clase inferior que corresponde a su edad. (Figuroa, 2022, pág. 47)

4.1.2. Dimensión salud

La dimensión de salud se tomó en cuenta las variables de asistencia de hogares a establecimiento de salud y el déficit calórico, este último es aproximado a través de consumo de calorías en los hogares.

En la Figura 3 se presenta el porcentaje de hogares que no asistieron al centro de salud ante la molestia, enfermedad o accidente, como se puede observar esta cifra se redujo en promedio de 19.0% a 12.6% en la Macro Región Sur. De las siete regiones, Puno ha sido la región con mayores tasas de inasistencia a los centros de salud. Si bien los resultados disminuyeron en los últimos cinco años la brecha respecto a otras regiones se ha mantenido. Las regiones Arequipa y Moquegua presentaron menores porcentajes de hogares sin asistencia a establecimientos de salud por debajo de 6.7%. Las regiones Tacna, Madre de Dios y Cusco se situaron por debajo del promedio de la MRS.

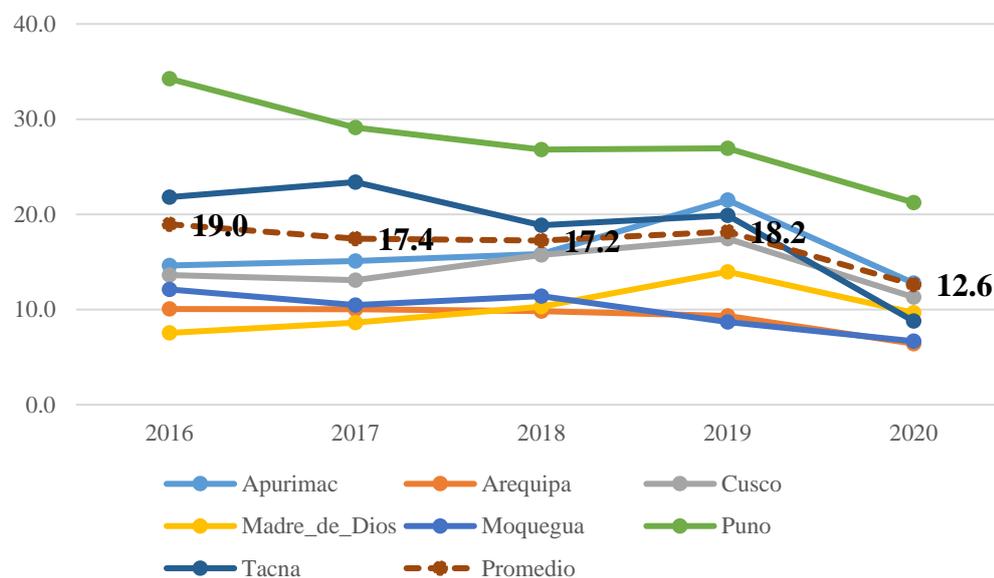


Figura 3. Población que no accede a los servicios de salud en la Macro Región Sur, 2016-2020.

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).



[...] El acceso universal a la salud y la atención universal de la salud requiere que todas las personas y comunidades tengan acceso, sin discriminación alguna, a servicios de salud integrales, adecuados, oportunos y de calidad. En promedio, alrededor de un tercio de las personas en los países de las Américas (29,3 %) informaron que no buscaron atención médica cuando la necesitaban debido a muchas barreras (ej. largos tiempos de espera, horas de atención inadecuadas, requisitos administrativos engorrosos). (PNUD, 2022)

En cuanto a la ingesta de calorías, el déficit calórico se incrementó para la mayoría de los hogares en la Macro Región Sur. Los resultados encontrados muestran que el déficit calórico pasó en promedio de 29% a 35.1% en los últimos cinco años (Figura 4).

Las regiones con mayor déficit calórico fueron Arequipa, Tacna y Moquegua, a pesar de que estas regiones suelen ser más desarrolladas en tema de salud. Cabe destacar que el consumo de calorías, toma en cuenta las áreas geográficas, la actividad física de los hogares, la edad, sexo y el tipo de actividad económica. En estas regiones el déficit calórico ha afectado el 40% de los hogares en el año 2020. La región Puno, estuvo dentro del promedio de la MRS, a pesar de que esta región tiene mayores índices de anemia y desnutrición crónica.

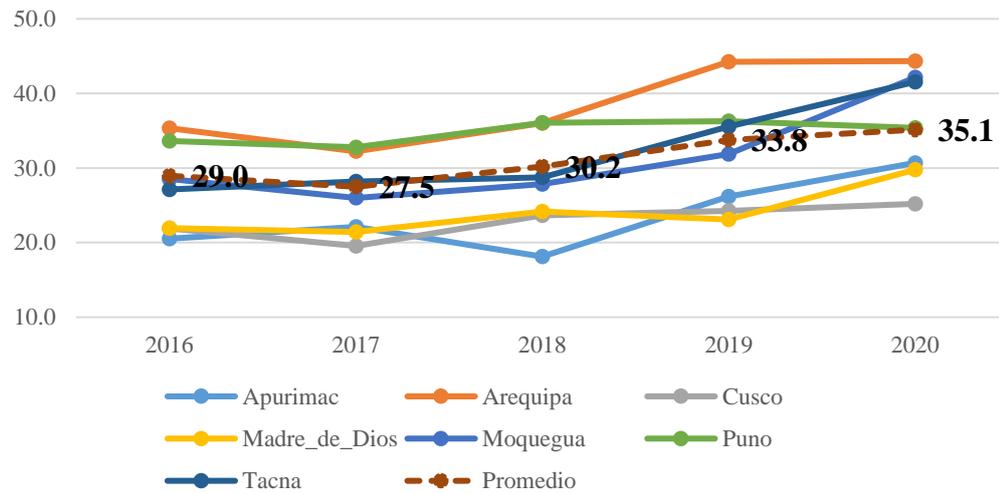


Figura 4. Población con déficit calórico salud en la Macro Región Sur, 2016-2020. Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

Según el INEI, en 2019 la proporción de la población con niveles mínimos de energía (incidencia de déficit calórico) fue de 26.8% a nivel nacional, tendencia creciente que se viene viendo desde al menos 2016. En la temporada 2019. En el año 2020, la prevalencia de déficit calórico fue mayor en la sierra urbana (30.4%) y en la zona metropolitana de Lima (29,9%); pero menor en costa rural (20,3%) y selva urbana (21,5%). (CEPLAN, 2021, pág. 28)

4.1.3. Características de la vivienda

Hasta ahora se han visto las dimensiones de salud y educación. La pobreza multidimensional en su análisis incorpora las características de la vivienda, teniendo en cuenta el piso de la vivienda, vivienda sin abastecimiento de agua, vivienda sin servicios higiénicos, vivienda sin alumbrado eléctrico y el combustible utilizado en la cocina.

En la Figura 5 se presenta la evolución de porcentaje de viviendas con piso inadecuado en la Macro Región Sur, este indicador se redujo en promedio de

33.8% a 29.6% en los últimos cinco años. El piso inadecuado se refiere cuando el material predominante es de tierra.

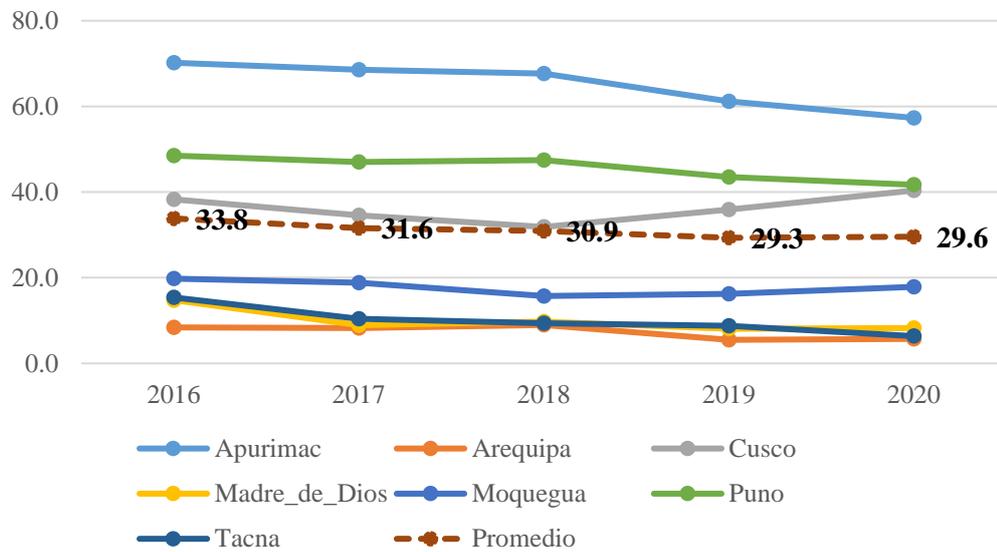


Figura 5. Vivienda con piso inadecuada en la Macro Región Sur, 2016-2020.

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

A nivel de las regiones los resultados fueron heterogéneos. La región con mayor predominancia de piso de vivienda en base a tierra fue Apurímac, esta cifra se redujo de 70.2% a 57.3%, estas diferencias no se acortaron respecto a las regiones del Sur. A diferencias de otras regiones Apurímac tiene una eminentemente población rural. Las regiones Puno y Cusco, fueron otras regiones con mayor indicador de viviendas con pisos inadecuados. Para el primer caso se redujo de 48.5% a 41.7%, en cambio, para el segundo se incrementó de 38.3% a 40.4%. Finalmente, las regiones con menor carencias de viviendas con piso inadecuados fueron Arequipa, Tacna, Madre de Dios y Moquegua; para las tres primeras regiones la carencia estuvo por debajo del 10%, y para el cuarto por debajo del 20%.



Los resultados del Censo Nacional al 2019, Estadísticas – población y vivienda revelan con los datos disponibles en el país, que las viviendas con pisos inadecuados (tierra) a nivel nacional, ha disminuido ligeramente en el periodo 2016 al 2019 en 3.2%, si bien las viviendas son propias de los jefes de hogar en condición de pobreza, las características de los hogares no son las adecuadas en el piso ya que traen problemas como infecciones por el tipo de piso y no son adecuados para soportar climas extremos, es así que en el Perú, en el año 2016 y 2019 representan el 28.1% y 24.9% respectivamente las viviendas con pisos inadecuados. (INEI, 2022); con mayor detalle se tiene en el Anexo 5

Otro de las características de la dimensión de la vivienda fue el abastecimiento de agua. Estos hacen referencia al abastecimiento de agua diferentes formas, como la red pública u otras fuentes, refiriéndose principalmente al abastecimiento de agua a través de camión cisterna, pozo, acequia, manantial o similar.

Según los resultados de la ENAHO, el porcentaje de viviendas sin abastecimiento de agua por red pública o uso de pilón público se incrementó de 12.9% a 13.7%, en las Macro Región Sur, este incremento se dio principalmente en año 2020 (Figura 6).

En este grupo de regiones, la región Puno se diferenció por altas porcentaje de vivienda sin abastecimiento de agua por red pública o uso de pilón público, incluso la cifra se incrementó de 28.7% a 32.3% de viviendas, estos resultados significan que los hogares han retomado otro tipo de abastecimiento de agua (pozo, acequia, manantial o similar). El abastecimiento inadecuado de agua en las viviendas puede tener nocivos negativas para la salud. La región de Madre de

Dios, se situó por debajo del promedio de la MRS. Finalmente, las regiones Arequipa, Cusco, Moquegua, Taca y Apurímac presentaron porcentaje de viviendas sin abastecimiento de agua, por debajo de 10%.

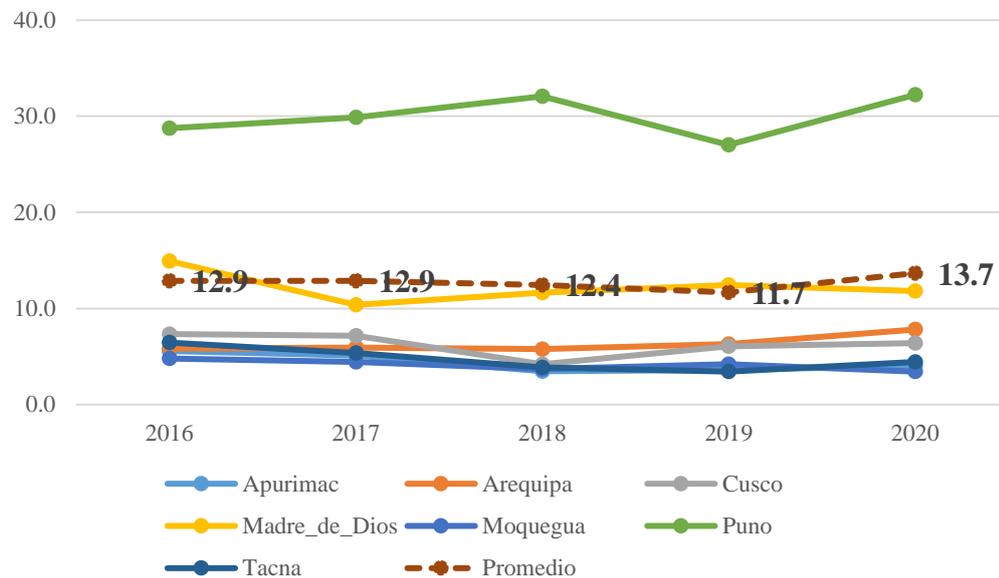


Figura 6. Vivienda sin abastecimiento de agua en la Macro Región Sur, 2016-2020.

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

Los resultados del Censo Nacional al 2019, Estadísticas – población y vivienda muestran indicadores a nivel nacional, en donde las viviendas con abastecimiento de agua a través de camión cisterna, pozo, acequia, manantial o similar en el año 2016 representan el 11.0% y en el año 2019 representa el 9.4%, teniendo una disminución de 1.70%, las viviendas con abastecimiento de agua potable inadecuada, condicionan la presencia de enfermedades infecciosas como diarrea, malaria, dengue y hepatitis, lo que conlleva a gastos familiares y gubernamentales (INEI, 2022); con mayor detalle se tiene en el Anexo 5

La disposición de los servicios higiénicos, otro de los componentes de la dimensión de vivienda ha sido muy diferenciado a nivel de la Macro Región Sur (Figura 7). Los resultados de ENAHO muestran que en promedio el porcentaje de

hogares sin servicios higiénicos pasaron en promedio de 45.4% a 40.8%. A nivel de las regiones fueron heterogéneos y se pueden clasificar en tres grupos. El primer grupo de regiones conformadas por Madre de Dios y Puno, fueron las regiones con mayor porcentaje de viviendas sin acceso a servicios higiénicos, incluso esta cifra se incrementó para estas regiones durante el año 2020, en promedio se mantuvo por encima del 60%; el segundo grupo, conformadas por Cusco y Apurímac se redujeron hasta alcanzar el 40.8% de las viviendas; en cambio, las regiones Arequipa, Moquegua y Tacna fueron las regiones con menor porcentaje de hogares sin acceso a servicios higiénicos, esta cifra estuvo por debajo del 10%.

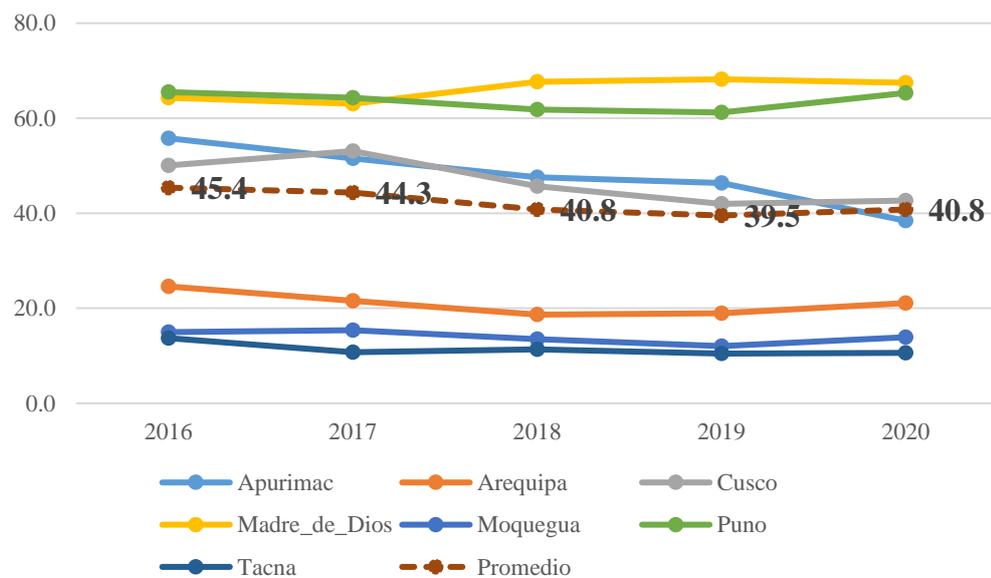


Figura 7. Vivienda sin servicios higiénicos en la Macro Región Sur, 2016-2020. Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

Los resultados del Censo Nacional al 2019, Estadísticas – población y vivienda, se puede ver que las viviendas que no cuentan con servicios higiénicos, realizan su deposición de excretas al aire libre en río, acequia o canal, en el país estas viviendas en el año 2016 representa el 10.5% y en el año 2019 representa el 8.9%, teniendo una disminución de 1.6%; la población de las viviendas sin

servicios de saneamiento adecuados e higiene tienen consecuencias importantes en la salud o la enfermedad de la población. (INEI, 2022); con mayor detalle se tiene en el Anexo 5

La tenencia de electricidad también ha sido uno de las variables que han explicado el componente de la vivienda. Los resultados encontrados evidencian el porcentaje de viviendas sin servicio de electricidad disminuyó en promedio de 6.6% y 4.6% en la Macro Región Sur. A diferencias de otras características de vivienda este tipo de servicio alcanzó a la mayoría de los hogares en MRS. Si bien las regiones Puno, Cusco y Madre de Dios en principio las regiones con altos porcentajes de hogares sin tenencia de electricidad esta cifra ha venido reduciendo en los últimos años. Por otro lado, Arequipa y Tacna, fueron las regiones con menor porcentaje de hogares sin servicio de electricidad (Figura 8).

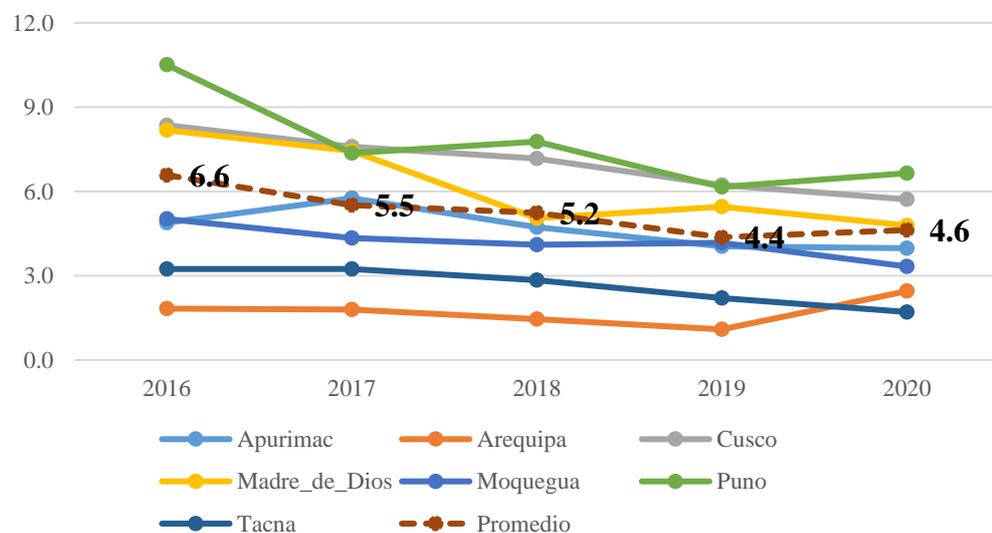


Figura 8. Vivienda sin electricidad en la Macro Región Sur, 2016-2020.

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

Los resultados del Censo Nacional al 2019, Estadísticas – población y vivienda como indicadores en el país tenemos, que las viviendas que cuentan con el servicio eléctrico al año 2016 y 2019 representan en 94.2% y 95.6%



respectivamente, claramente el acceso del servicio eléctrico incremento sostenidamente, por lo cual se evidencia que las viviendas que no contaban con este servicio ha disminuido en el periodo mencionado, La falta de acceso a la energía eléctrica limita a los hogares en el acceso a otros servicios o electrodomésticos básicos como radio, tv, computadoras, e iluminación, así mismo también limita actividades productivas y económicas para el desarrollo de los hogares. (INEI, 2022); en detalle se tiene en el Anexo 5

Finalmente, el combustible utilizado para la cocina en las viviendas, otro de los componentes de la dimensión de vivienda, ha sido heterogénea en la Macro Regio Sur. Según la ENAHO, el combustible utilizado hace referencia al uso de carbón, leña, bosta o estiércol (de ahora en adelante combustibles tradicionales); es decir, combustible diferente a electricidad y gas natural. Los resultados muestran que en promedio el uso de combustible tradicional para los primeros cuatro años pasó de 36.2% a 30.3%, sin embargo, el uso de este combustible se incrementó para el año 2020 a cifras del 2015, a 35.9% (Figura 9).

La región Apurímac, fue una de las regiones del Sur con mayor uso de combustibles tradicionales para la cocina en las viviendas. Entre los años 2016 y 2020, el uso de combustibles estuvo por encima del 60%. En las regiones Cusco y Puno, el uso de los combustibles tradicionales para la cocina se redujo al 40%, no obstante, en el 2020, se incrementó a 48.7% y 45.1%. Las regiones Tacna y Arequipa, fueron las regiones con menor uso de combustibles tradicionales para la cocina.

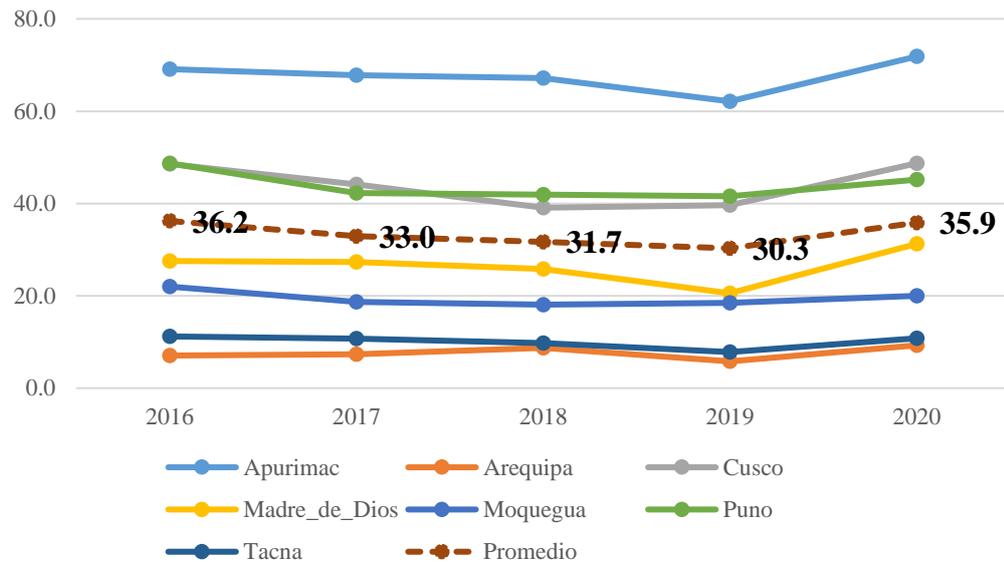


Figura 9. Combustible utilizado en la cocina en la Macro Región Sur, 2016-2020.
Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

Los resultados del Censo Nacional al 2019, Estadísticas – población y vivienda revelan datos disponibles a nivel nacional, que las viviendas usan combustibles tradicionales (leña, Carbón, Kerosene, Bosta, estiércol, Más de un combustible y No cocinan) en el año 2016 representa el 18.7% de las viviendas usan dichos combustibles tradicionales y para el año 2019 el 17.9% de los hogares usan dicho combustible, disminuyendo significativamente en dicho periodo el número de viviendas que usan combustible tradicionales para la cocina. El combustible que utilizan los hogares trasciende en la salud de sus miembros, así como en la contaminación del hogar. (INEI, 2022); con mayor detalle se tiene en el Anexo 5

4.1.4. Índice de pobreza multidimensional

Una vez descrita los componentes de la pobreza multidimensional se procedió a estimar el índice de pobreza multidimensional para la Macro Región Sur, para ello se basó en la metodología de Vasques (2012).

En la Tabla 3 se presenta los resultados del índice de pobreza multidimensional para la Macro Región Sur. Muestran que la pobreza multidimensional se redujo en promedio de 34% a 31.6%, una reducción de 2.4 puntos porcentuales. Sin embargo, existe mucha diferencia según el ámbito geográfico. Si bien los hogares rurales han tenido mayor variación porcentual de la pobreza multidimensional (en 3.1%), este todavía se mantiene por encima del 57% de los hogares; en cambio, en el ámbito urbano, la pobreza a penas se redujo en 0.3 puntos porcentuales, manteniéndose en promedio en 20% de los hogares.

Tabla 3. *Evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur; promedio, 2016-2020.*

Ámbito geográfico	2016	2017	2018	2019	2020	Var. 2020/2016 (pp)
Rural	60.6	59.3	59.1	58.5	57.6	-3.1
Urbano	20.7	19.9	19.7	20.2	20.4	-0.3
Total MRS	34.0	32.8	32.2	32.0	31.6	-2.4

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

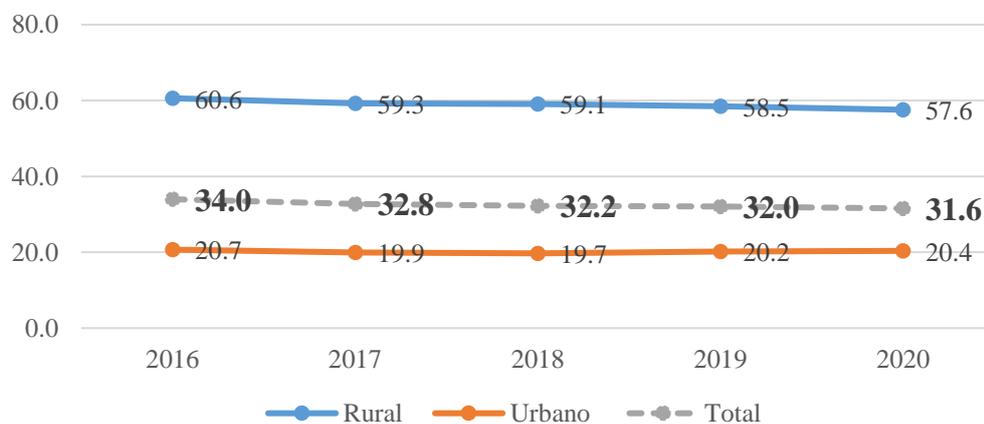


Figura 10. *Evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, 2016-2020.*

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

A nivel de las regiones, la región Puno se ubicó como la primera de la Macro Región Sur con un índice de pobreza multidimensional de 45% en el 2020.

Según el ámbito geográfico la pobreza multidimensional rural alcanzó al 65.6% de los hogares, en cambio, en los hogares urbanos a 31.3%. Cabe destacar que esta región ha tenido mayor tasa de variación, solo por debajo de Apurímac (Tabla 4, Figura 11).

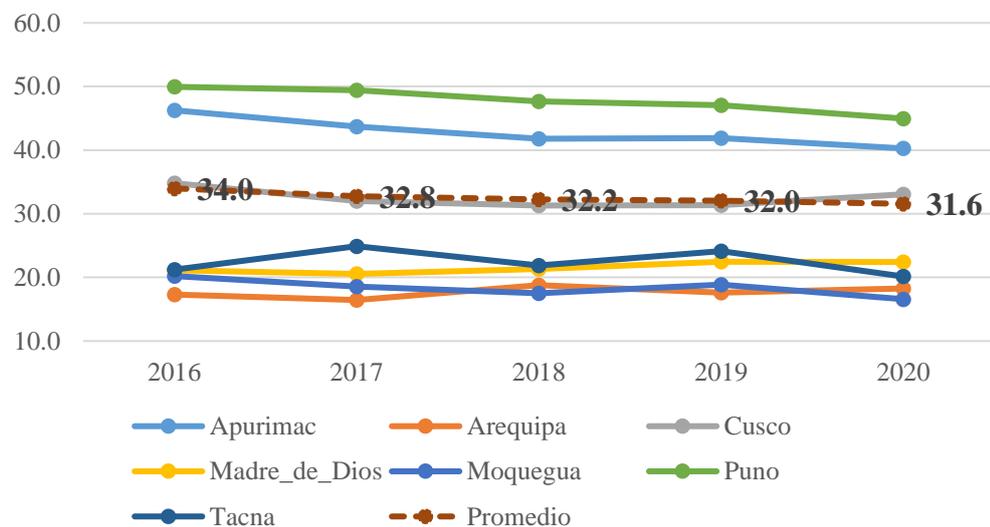


Figura 11. Evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, por región, 2016-2020.

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

Tabla 4. Evolución de la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, por región y por ámbito de estudio, en porcentaje, 2016-2020.

Departamento	2016	2017	2018	2019	2020	Var. 2020/2016 (pp.)
Apurímac	46.3	43.7	41.8	41.9	40.3	-6.0
Rural	64.3	58.5	55.5	54.4	53.6	-10.7
Urbano	20.5	23.4	23.6	25.9	24.1	3.6
Arequipa	17.3	16.5	18.8	17.6	18.3	1.0
Rural	40.3	39.5	37.1	41.8	46.6	6.2
Urbano	14.8	14.1	17.0	15.3	15.7	0.9
Cusco	34.8	32.0	31.3	31.4	33.0	-1.8
Rural	56.3	55.2	52.9	55.2	56.9	0.6
Urbano	18.1	14.5	15.5	14.7	17.0	-1.2
Madre de Dios	21.1	20.6	21.3	22.5	22.4	1.3
Rural	44.2	41.7	41.3	40.6	35.1	-9.2
Urbano	15.1	15.5	16.9	18.7	20.0	4.9
Moquegua	20.2	18.6	17.5	18.9	16.6	-3.6
Rural	46.4	39.0	34.1	38.9	34.8	-11.6
Urbano	13.6	13.4	13.6	14.1	12.5	-1.1



Puno	50.0	49.4	47.6	47.1	45.0	-5.0
Rural	70.0	70.2	74.0	69.5	65.6	-4.3
Urbano	34.2	33.3	28.3	31.3	31.3	-2.9
Tacna	21.2	24.9	21.9	24.1	20.2	-1.1
Rural	39.2	42.0	42.5	42.1	39.4	0.2
Urbano	18.6	22.4	18.9	21.6	17.5	-1.1
Total	34.0	32.8	32.2	32.0	31.6	-2.4
Rural	60.6	59.3	59.1	58.5	57.6	-3.1
Urbano	20.7	19.9	19.7	20.2	20.4	-0.3

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

La región Apurímac, fue la segunda región con mayor índice de pobreza multidimensional. Entre los años 2016 y 2020, la IPM se redujo en 6 puntos porcentuales, siendo los hogares rurales con mayor variación (10.7 pp). No obstante, en los hogares urbanos la cifra se incrementó en 3.6 puntos porcentuales.

La región Cusco fue la tercera región con mayor pobreza multidimensional, en esta región la pobreza se redujo de 34.8 a 33%, con una reducción de 1.8 puntos porcentuales en promedio. Sin embargo, la pobreza rural se incrementó en 0.6 puntos porcentuales, esto ha sido evidente en el año 2020, donde la pobreza rural se incrementó 56.9%.

Madre de Dios fue la cuarta región con menor pobreza multidimensional, sin embargo, durante los últimos cinco años la pobreza se incrementó de 21.1% a 22.4%, con un incremento de 1.3 puntos porcentuales. Este incremento ha sido explicado sobre todo por el incremento de la pobreza urbana en 4.9 puntos porcentuales; en cambio, la pobreza rural se redujo en 9.2 puntos porcentuales.

Las regiones Moquegua y Tacna, del grupo regiones con menores índices de pobreza multidimensional, llegaron a reducir la pobreza en 3.6 y 1.1 puntos. En caso de caso de Moquegua la pobreza redujo tanto en el ámbito rural como urbano; en cambio, en la región Tacna solo en el ámbito urbano.



Finalmente, la región Arequipa si bien el año 2015 fue la región menor pobre multidimensional de la Macro Región Sur, este ha venido incrementando tanto para los hogares rurales como urbanos. En los últimos cinco años, en promedio la pobreza multidimensional se incrementó en 1 punto porcentual, en cambio el medio rural y urbano aumento en 6.2 y 0.9 puntos porcentuales, respectivamente.

4.1.5. Comparación entre la pobreza multidimensional y pobreza monetaria en la Macro Región Sur.

La relación entre la pobreza multidimensional y monetaria puede ser directa, sin embargo, existe diferencia para determinar si los hogares son pobre o no pobres, en principio por las metodologías y componentes en la medición.

En la Figura 12 se muestra la evolución de la pobreza multidimensional y la comparación con la pobreza monetaria en las Macro Región Sur, como se puede observar en la mayoría de las regiones la pobreza multidimensional ha disminuido en los últimos cinco años, incluso durante el periodo de pandemia de COVID-19, con excepción para las regiones Cusco y Arequipa, donde se vio incrementada la pobreza multidimensional sobre todo en el periodo 2020. Sin embargo, respecto a la pobreza monetaria si bien se ha reducido en la mayoría de las regiones, se incrementó para el año 2020, producto de la pandemia de COVID-19.

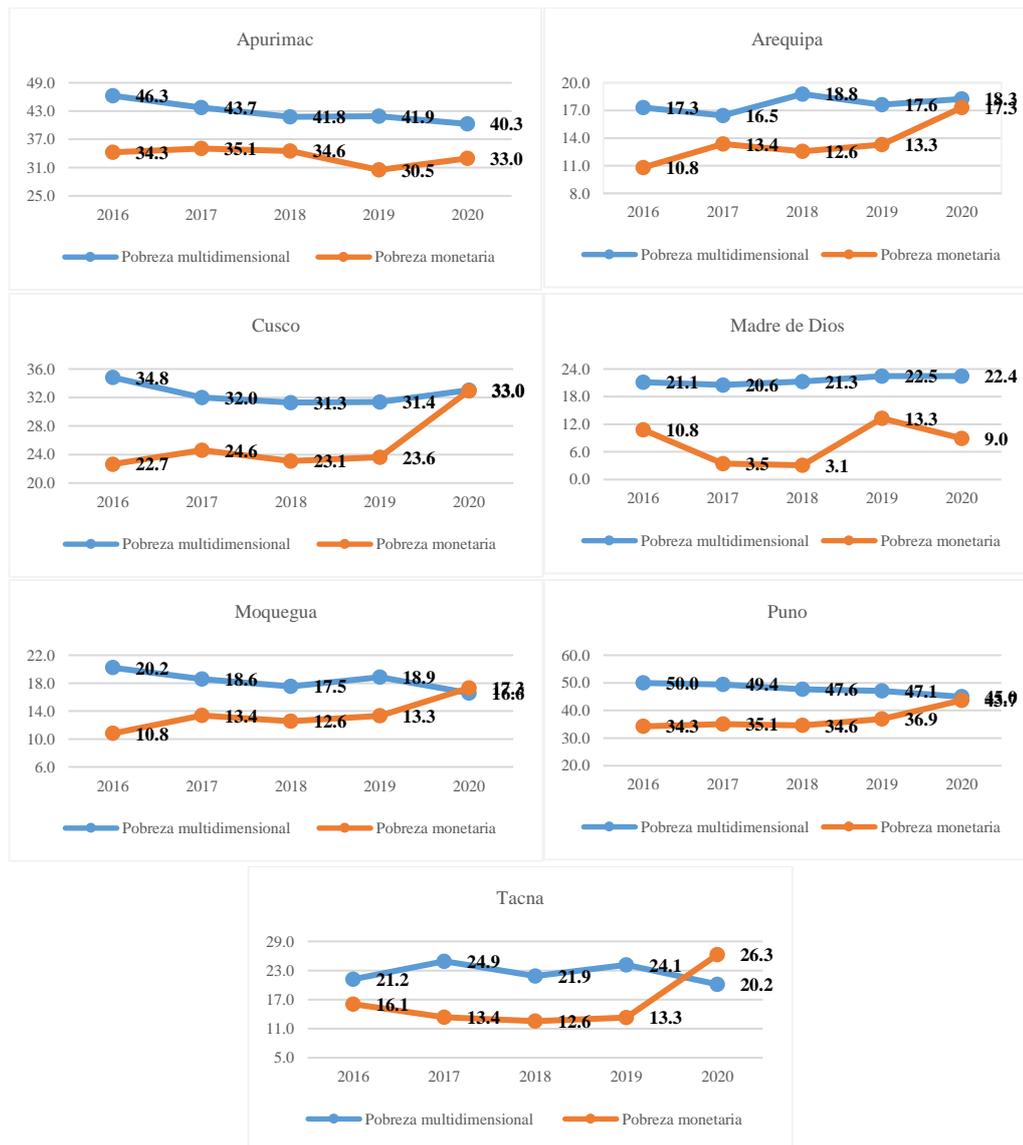


Figura 12. Evolución de la pobreza multidimensional y pobreza monetaria en la Macro Región Sur, por región, 2016-2020.

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020) y INEI.

Estos resultados nos pueden inducir que el COVID-19, ha afectado de manera diferenciada la pobreza monetaria y la pobreza multidimensional. La pobreza se incrementó en el 2020, debido a que estos tienen una medida en el gasto de los hogares, en cambio, la pobreza multidimensional no se incrementó, debido a que las medidas no están en gasto, sino en los componentes no monetarios.

4.2. FACTORES QUE EXPLICAN LA POBREZA MULTIDIMENSIONAL EN LA MACRO REGIÓN SUR 2016 -2020

Una vez encontrada el índice de pobreza multidimensional se ha estimado los factores que más explican la pobreza multidimensional. Para ello, se empleó el modelo *logit*. En base a la matriz criterios el modelo *logit* fue mejor que el *probit* (Anexo A4).

En la Tabla 5 se presenta los resultados de la estimación del modelo *logit*. Las variables, componentes del índice de pobreza multidimensional fueron estadísticamente significativos a 1%, según el *p-valor*, es decir existe alta probabilidad de rechazo de la hipótesis nula para todas las variables de componentes de la pobreza multidimensional, de otra manera significa que existe una relación significativa con cada uno de los componentes de la pobreza multidimensional. De manera similar, el estadístico Chi Cuadrado fue estadísticamente significativa a 1%, lo que indica que las variables componentes de la pobreza multidimensional explicaron conjuntamente el IPM. Por otro lado, el pseudo R2 cuadrado se encuentran entre 0.72 y 0.77, lo que significa que los componentes de la pobreza multidimensional han explicado entre 72% y 77% la índice pobreza multidimensional.

$$\frac{\partial F(X_i\beta')}{\partial X_{ki}} = F(X_i\beta')[1 - F(X_i\beta')]\beta_k$$

Tabla 5. Resultados de estimación del modelo logit sobre los componentes que explican la pobreza multidimensional en la Macro Región Sur

Variables	2016	2017	2018	2019	2020
<i>Dimensión de Educación</i>					
escol_jefe	6.606*** (0.2176)	6.001*** (0.2039)	6.611*** (0.2085)	6.381*** (0.2342)	6.301*** (0.2258)
<i>Dimensión de Salud</i>					
salud_asist	6.949*** (0.2464)	6.157*** (0.2308)	6.807*** (0.2345)	6.554*** (0.2558)	6.607*** (0.2659)
pobreC	6.713*** (0.2368)	6.262*** (0.222)	6.505*** (0.2168)	6.758*** (0.2538)	6.332*** (0.2353)
<i>Dimensión de vivienda</i>					
agua	1.798*** (0.1653)	1.902*** (0.1585)	2.046*** (0.1377)	1.818*** (0.1598)	1.743*** (0.1629)
desagüe	2.473*** (0.1282)	2.169*** (0.1217)	2.236*** (0.1116)	2.06*** (0.1172)	2.039*** (0.1163)
electricidad	3.425*** (0.2437)	3.45*** (0.2483)	3.628*** (0.2388)	3.655*** (0.2801)	3.818*** (0.2962)
comb_coc	3.044*** (0.132)	2.658*** (0.1238)	2.625*** (0.1096)	2.358*** (0.1153)	2.262*** (0.117)
Constante	10.968*** (0.315)	-9.957*** (0.2871)	-10.589*** (0.2819)	-10.096*** (0.2972)	-9.986*** (0.2941)
Número de observaciones	8508	7872	9861	7960	7908
LR chi2	8096.05	7206.33	9296.03	7269.72	6834.41
Prob > chi2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Log likelihood	1176.53	-1245.86	-1548.89	-1290.30	-1296.92
Pseudo R2	0.77	0.74	0.75	0.74	0.72

Error estándar en paréntesis

Significancia individual *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

Los resultados anteriores representan solamente las direcciones de probabilidades mas no indican las magnitudes que se pueden interpretar. Para ello, se estimaron los efectos marginales, que nos indicara en cuanto cambia el índice de pobreza multidimensional ante cambios en los componentes del IPM. Los cambios marginales se pueden representar como:

En la Tabla 6 se presenta los resultados de los efectos marginales del modelo de la pobreza multidimensional. Los resultados evidencian que la dimensión que más explico la pobreza multidimensional fue la salud.



Se puede observar que los hogares que no asistieron al centro de salud ante la molestia, enfermedad o accidente (*salud_asist*) tendrían una probabilidad de empobrecer multidimensionalmente entre 89.1% y 93.1% respecto a los hogares con asistencia de salud. De manera similar, se puede observar que los hogares con presencia de déficit calórico (*pobreC*), es decir, los hogares que no logran cubrir la ingesta de calorías diarias tendrían empobrecer multidimensionalmente entre 79% y 89.4% respecto a los hogares que si logran cubrir la ingesta de calorías diarias.

La segunda dimensión que más explico la pobreza multidimensional fue la educación. Los resultados muestran que los hogares con jefes de hogar con primaria completa (*escol_jefe*) tendrían la probabilidad de empobrecer multidimensionalmente entre 66.1% y 75.9% respecto a otros niveles de educación.

El componente de la vivienda también explico el índice de pobreza multidimensional. Los resultados muestran que los hogares sin abastecimiento de agua o con condiciones inadecuadas (*agua_s*) tendrían la probabilidad de empobrecer multidimensionalmente entre 11.8% y 21.2%, respecto a los hogares que tienen agua potabilizada.

El coeficiente asociado a *desague_s* indica que si los hogares no cuentan con los servicios higiénicos tendrían la probabilidad de empobrecer multidimensionalmente entre 10.8% y 15.2% respecto a los hogares que tienen los servicios higiénicos. De manera similar se puede observar que los hogares sin servicios de electricidad (*electricidad_s*) tendrían la probabilidad empobrecer

multidimensionalmente entre 42.8% y 61.6% respecto a los hogares que si encuentran con los servicios de electricidad.

Tabla 6. *Efectos marginales del modelo de pobreza multidimensional en la Macro Región Sur.*

Variables	2016	2017	2018	2019	2020
<i>Dimensión de Educación</i>					
escol_jefe	0.68*** (0.0196)	0.661*** (0.0189)	0.759*** (0.0163)	0.758*** (0.0199)	0.711*** (0.0206)
<i>Dimensión de Salud</i>					
salud_asist	0.916*** (0.0116)	0.891*** (0.0142)	0.931*** (0.0088)	0.921*** (0.0112)	0.92*** (0.0121)
pobreC	0.869*** (0.0149)	0.865*** (0.0146)	0.884*** (0.0125)	0.894*** (0.0134)	0.79*** (0.0197)
<i>Dimensión de vivienda</i>					
agua_s	0.118*** (0.0187)	0.174*** (0.024)	0.212*** (0.0231)	0.192*** (0.0269)	0.133*** (0.0211)
desague_s	0.117*** (0.0102)	0.13*** (0.0107)	0.147*** (0.0102)	0.152*** (0.0118)	0.108*** (0.0095)
electricidad_s	0.428*** (0.0534)	0.519*** (0.0558)	0.588*** (0.05)	0.616*** (0.0571)	0.578*** (0.0642)
comb_coc_s	0.194*** (0.0144)	0.204*** (0.0147)	0.219*** (0.0135)	0.21*** (0.0149)	0.135*** (0.0108)

Error estándar en paréntesis

Significancia individual *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Fuente: Elaboración propia en base a datos del ENAHO (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

Finalmente, se puede observar que los hogares que utilizan combustible tradicional en la cocina (carbón, leña, bosta o estiércol) tendrían la probabilidad empobrecer entre 13.5% y 21.9% respecto a los hogares que utilizan combustible en base a gas y/o electricidad.

4.3. DISCUSIÓN

Con referente al primer objetivo de investigación, se ha encontrado que la pobreza multidimensional ha disminuido en promedio pasando 34% a 31.6% entre los años 2016-2020, a pesar de la pandemia de COVID-19. En comparación por el lado monetario si bien se ha reducido, estos se han incrementado en el año 2020. La reducción de la pobreza multidimensional ha sido explicada por la mejora en los componentes de salud, educación y las características de la vivienda propuesto por el estudio Vasques (2012), este redujo incluso en el año 2020 y 2021, y estos resultados son concordantes realizado por ComexPerú (2022). Asimismo, se ha encontrado resultados heterogéneos de pobreza multidimensional entre las regiones. Por ejemplo, las regiones Apurímac y Puno, presentaron mayores índices de pobreza multidimensional, por encima del 40%; Cusco, por encima del 33%; y las regiones de Costa, Arequipa, Moquegua y Tacna por debajo del 25%.

De acuerdo a la literatura, los mayores índices de pobreza multidimensional en las regiones se deben principalmente a las privaciones en las dimensiones consideradas en la evaluación de la pobreza multidimensional (Muñetón *et al.*, 2019; González, 2019; Paredes, 2021; Soria, 2017); El análisis del IPM de la MRS, permiten comprender desde otro punto de vista el fenómeno de la pobreza, el cual se vuelve relevante para la política pública .

Con respecto al segundo objetivo de investigación, se ha encontrado que los determinantes que explican la pobreza multidimensional son la salud y educación en la Macro Región Sur. Cabe destacar que las metodologías y componentes para la elaboración de la pobreza multidimensional varían según los países, por ejemplo, Muñetón *et al.* (2019) identificada seis dimensiones de la



pobreza multidimensional para Colombia (entorno y calidad de vivienda, acceso a servicios públicos, escolaridad, desescolarización, estándar de vida y salud); González (2019) identifica cinco componentes de la pobreza multidimensional para Argentina (vivienda, educación, empleo y seguridad social, servicios básicos e ingresos); Vargas y Guamán (2015) identifica tres componentes de la pobreza multidimensional para Ecuador.

En el caso peruano, si bien la mayoría de los estudios se basan en la metodología de Vasques (2012), los resultados muestran diferencias en los variables que más explican la pobreza multidimensional. El estudio de Urbina y Quispe (2016) que las variables más importantes en la pobreza multidimensional para el Perú son tener agua, electricidad y teléfono reducen considerablemente la probabilidad de estar en condición de pobreza; Soria (2017) para la región Cajamarca encuentra falta de acceso a piso de vivienda, combustible de cocina, y la falta de desagüe son las explican más la pobreza multidimensional; Paredes (2021), para el Perú, encuentra que los niveles de educación, gasto per cápita del hogar, tenencia de servicios básicos como el agua, desagüe y electricidad, porcentaje de hogares con acceso de servicios de salud son los que explican más la pobreza multidimensional.



V. CONCLUSIONES

La pobreza multidimensional en la Macro Región Sur, se redujo en promedio de 34% a 31.6% entre los años 2016-2020. Las regiones Puno y Apurímac, se hallan por encima del 40%. La región Cusco fue la tercera con mayor índice de pobreza multidimensional, alrededor del 33%. Las regiones Tacna, Moquegua, Arequipa y Madre de Dios, fueron las regiones con menor índice de pobreza multidimensional, por debajo del 25%.

Los determinantes que explican la pobreza multidimensional en la Macro Región son salud, educación y las características de las viviendas. En torno a la salud, los resultados evidenciaron que los hogares sin asistencia a los establecimientos de salud tendrían la probabilidad de empobrecer multidimensionalmente entre 89.1% y 93.1% respecto a los hogares con asistencia a salud. Asimismo, los hogares con pobreza calórica tendrían empobrecer multidimensionalmente entre 79% y 89.4% respecto a los hogares que si logran cubrir la ingesta de calorías. Con referente a la educación, se ha encontrado que los jefes de hogar con primaria completa empobrecerían entre 66.1% y 75.9% respecto a otros niveles de educación. Con respecto a la vivienda, se ha encontrado que los hogares sin servicios básicos como agua, servicios higiénicos y electricidad, tendrían más probabilidad de empobrecer respecto a los que cuentan con los servicios básicos.



VI. RECOMENDACIONES

En primer lugar, se recomienda considerar la pobreza multidimensional como medida oficial en el país, diseñar políticas públicas para reducir las carencias en los determinantes de la pobreza multidimensional en términos de dimensiones. Según los resultados del estudio, la dimensión salud es la primera variable con mayor efecto, por lo cual se deben mejorar la asistencia al establecimiento de salud reduciendo las barreras como largos tiempos de espera, horas de atención inadecuadas, requisitos administrativos engorrosos y en cuanto la mejora de ingesta de calorías los pobres deben ser adecuadamente identificados y atendidos por los programas sociales alimentarios como vaso de leche, comedores populares entre otros. Como segunda dimensión con mayor efecto se tiene a la educación, por lo que se debe garantizar ofertas educativas de calidad y modelos de gestión eficientes, que minimicen la exclusión e inequidad y que satisfagan a las personas sus necesidades de aprendizaje y tener una población productiva. Finalmente, en la dimensión vivienda, se deben reducir las carencias de agua potable, saneamiento, el acceso a electricidad y vivienda adecuada, estos se pueden mejorar a través de proyectos de inversión pública mediante los gobiernos regionales y locales.

En segundo lugar, se recomienda a los investigadores y académicos agregar y estandarizar las dimensiones más importantes de la pobreza multidimensional y trabajar a nivel de distintas macro regiones del Perú, para mejorar con la evidencia empírica. Así mismo también se recomienda que los formuladores de políticas públicas consideren esta metodología de pobreza multidimensional en la toma de decisiones públicas para el bienestar de la población



VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alkire, S., & Foster, J. (2007). Recuento y Medición Multidimensional de la Pobreza. *OPHI Working Paper 7*.
- Alkire, S., & Foster, J. (2009). Counting and Multidimensional Poverty Measurement. *Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI)*.
- Alkire, S., & Foster, J. (2011). Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI) Oxford Department of International Development Understandings and Misunderstandings of Multidimensional Poverty Measurement Acknowledgements. *Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI)*, 1–24.
- Artavia, M. A. (2014). *Medición multidimensional de la pobreza: una propuesta exploratoria para Costa Rica*. Universidad de Chile.
- Bellido, C. I. (2020). Vulnerabilidad a la pobreza multidimensional: Un estudio sobre los hogares peruanos durante el período 2015-2018. In *Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (UPC)*. Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (UPC).
- Caus, N. (2020). *¿Qué es la pobreza?* . ONG Manos Unidas. <https://www.manosunidas.org/observatorio/pobreza-mundo/definicion-pobreza>
- CEPAL. (2012). *Indicadores de pobreza y pobreza extrema utilizadas para el monitoreo de los ODM en América Latina*. https://www.cepal.org/sites/default/files/static/files/indicadores_de_pobreza_y_pobreza_extrema_utilizadas_para_el_monitoreo_de_los_odm_en_america_latina.pdf
- CEPLAN. (2017). *Perú: Informe Nacional Voluntario sobre la implementación de la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible*.
- CEPLAN. (2021). *Nivel de ingresos y gastos en el Perú y el impacto de la COVID-19*. Lima: CEPLAN.



- Chavez, J. (2018). Análisis temporal de la pobreza multidimensional en el Departamento de Madre de Dios, 2004-2016. In *Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa*. Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa.
- Clausen, J., & Trivelli, C. (2019). Explorando la pobreza multidimensional rural. Una propuesta comprensiva y sensible al contexto peruano. In *Instituto de Estudios Peruanos*. Instituto de Estudios Peruanos.
- ComexPerú (2022). La pobreza multidimensional afectó al 39.8% de peruanos en 2021. <https://www.comexperu.org.pe/articulo/la-pobreza-multidimensional-afecto-al-398-de-peruanos-en-2021>
- Diaz Figueroa, G. J. (2022). Pobreza Multidimensional Caso Peruano 2017. Lima: Universidad de Lima. Facultad de Ciencias Empresariales y Económicas.
- Feres, J. C., & Mancero, X. (2001). *Enfoques para la medición de la pobreza: breve revisión de la literatura*. CEPAL.
- Hernandez, S., Fernandez, C., & Baptista, P. (2014). *Metodología de la Investigación* (McGRAW-HILL, Ed.; Sexta).
- González, F. A. I. (2019). *Pobreza multidimensional urbana en Argentina : un análisis de las disparidades entre el Norte grande y Centro-Cuyo-Sur (2003-2016)*. Universidad Nacional del Sur.
- Iguñiz, J. (2001). La pobreza es multidimensional: un ensayo de clasificación. *Economía*, 24(47), 92–126.
- INEI. (2000, January). *Metodología para la Medición de la Pobreza en el Perú*. Colección Metodologías Estadísticas. <https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/metodologias/pobreza01.pdf>
- INEI. (2021). *Evolución de la Pobreza monetaria 2009-2020* .
- INEI. (2022) <https://www.inei.gob.pe/>



- <https://www.inei.gob.pe/estadisticas/indice-tematico/poblacion-y-vivienda/>
- Mendoza, W. (2014). *Cómo investigan los economistas : guía para elaborar y desarrollar un proyecto de investigación*. Pontificia Universidad Católica del Perú. Fondo Editorial.
- MPPN. (2019). *¿Qué es el IPM?* . <https://mppn.org/es/pobreza-multidimensional/porque-el-ipm/>
- Muñetón, G., Pineda, L., & Keep, J. (2019). Medición de la pobreza multidimensional para la ciudad de Medellín, Colombia. *Revista de Ciencias Sociales*, 25(3), 114–129.
- ONU. (2015). *Objetivo 1: Poner fin a la pobreza en todas sus formas en todo el mundo*. <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/poverty/>
- Oxford. (2020). *Definición de la pobreza*. <https://www.lexico.com/es/definicion/pobreza>
- Paredes, R. (2021). Clubes de convergencia de la pobreza multidimensional en el Perú: 2004-2018. In C. Montes (Ed.), *Estudios regionales : análisis y propuestas de desarrollo económico y social* (pp. 137–158). Universidad del Pacífico.
- Ponce, M. (2018). Medición de pobreza multidimensional de la iniciativa en pobreza y desarrollo humano*. *Revista de Ciencias Sociales (Ve)*, 24(4), 98–110.
- PNUD. (2022) <https://www.un.org/es/>
<https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/education/>
- PNUD. (2022) <https://www.paho.org/es>
<https://www.paho.org/es/temas/salud-universal>
- RAE. (2020). *Definición de pobre*. Diccionario de La Lengua Española.
<https://dle.rae.es/pobre>
- Ravallion, M. (1998). *Poverty Lines in Theory and Practice* (No. 133).



- Soria, Y. (2017). Análisis de los niveles de pobreza multidimensional en los hogares monoparentales en la Región Cajamarca, 2014 – 2015. In *Universidad César Vallejo*. Universidad César Vallejo.
- Urbina, D., & Quispe, M. (2016). La pobreza monetaria desde la perspectiva de la pobreza multidimensional: el caso peruano Monetary poverty from the perspective of multidimensional poverty: The Peruvian case. *Enfoque*, 2(3), 77–98.
- Vargas, S., & Guamán, H. P. (2015). *Pobreza Multidimensional en los Hogares del Cantón Olmedo, de la Provincia de Loja: Un Análisis a partir del Índice de Pobreza Multidimensional, en el año 2013*. Loja, 21 de Abril.



ANEXOS

Anexo 1. Estimación de la pobreza multidimensional por años para la Macro Región Sur.

- Año 2016

. tab dpto pobreza_multi [iw=facpobmie], nofreq row

Departamento	Pobreza Multidimensional		Total
	no_pobre	pobre	
Apurimac	53.74	46.26	100.00
Arequipa	82.70	17.30	100.00
Cusco	65.19	34.81	100.00
Madre_de_Dios	78.88	21.12	100.00
Moquegua	79.79	20.21	100.00
Puno	50.05	49.95	100.00
Tacna	78.78	21.22	100.00
Total	66.01	33.99	100.00

- Año 2017

. tab dpto pobreza_multi [iw=facpobmie], nofreq row

Departamento	Pobreza Multidimensional		Total
	no_pobre	pobre	
Apurimac	56.28	43.72	100.00
Arequipa	83.55	16.45	100.00
Cusco	68.01	31.99	100.00
Madre_de_Dios	79.45	20.55	100.00
Moquegua	81.44	18.56	100.00
Puno	50.57	49.43	100.00
Tacna	75.09	24.91	100.00
Total	67.25	32.75	100.00

- Año 2018



. tab dpto pobreza_multi [iw=facpobmie], nofreq row

Departamento	Pobreza Multidimensional		Total
	no_pobre	pobre	
Apurimac	58.21	41.79	100.00
Arequipa	81.22	18.78	100.00
Cusco	68.70	31.30	100.00
Madre_de_Dios	78.70	21.30	100.00
Moquegua	82.47	17.53	100.00
Puno	52.36	47.64	100.00
Tacna	78.14	21.86	100.00
Total	67.76	32.24	100.00

- Año 2019

. tab dpto pobreza_multi [iw=facpobmie], nofreq row

Departamento	Pobreza Multidimensional		Total
	no_pobre	pobre	
Apurimac	58.11	41.89	100.00
Arequipa	82.39	17.61	100.00
Cusco	68.63	31.37	100.00
Madre_de_Dios	77.54	22.46	100.00
Moquegua	81.13	18.87	100.00
Puno	52.94	47.06	100.00
Tacna	75.86	24.14	100.00
Total	67.96	32.04	100.00

- Año 2020

. tab dpto pobreza_multi [iw=facpobmie], nofreq row

Departamento	Pobreza Multidimensional		Total
	no_pobre	pobre	
Apurimac	59.73	40.27	100.00
Arequipa	81.75	18.25	100.00
Cusco	66.96	33.04	100.00
Madre_de_Dios	77.56	22.44	100.00
Moquegua	83.42	16.58	100.00
Puno	55.04	44.96	100.00
Tacna	79.85	20.15	100.00
Total	68.43	31.57	100.00



Anexo A2. Resultados del modelo logit

- Año 2016

```
. logit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -5224.5587
Iteration 1: log likelihood = -1836.5117
Iteration 2: log likelihood = -1293.6907
Iteration 3: log likelihood = -1180.5107
Iteration 4: log likelihood = -1176.5369
Iteration 5: log likelihood = -1176.5341
Iteration 6: log likelihood = -1176.5341
```

```
Logistic regression                Number of obs   =      8,508
                                   LR chi2(7)       =     8096.05
                                   Prob > chi2        =      0.0000
Log likelihood = -1176.5341        Pseudo R2      =      0.7748
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
escol_jefe	6.606141	.2175852	30.36	0.000	6.179681	7.0326
salud_asist	6.949247	.2463598	28.21	0.000	6.46639	7.432103
pobreC	6.71309	.2368241	28.35	0.000	6.248924	7.177257
agua	1.79814	.1652702	10.88	0.000	1.474216	2.122064
desague	2.472744	.1281566	19.29	0.000	2.221561	2.723926
electricidad	3.425053	.2436503	14.06	0.000	2.947507	3.902599
comb_coc	3.044384	.1320232	23.06	0.000	2.785623	3.303144
_cons	-10.96762	.3150446	-34.81	0.000	-11.58509	-10.35014

Note: 0 failures and 28 successes completely determined.

- Año 2017

```
. logit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -4849.0272
Iteration 1: log likelihood = -1774.716
Iteration 2: log likelihood = -1321.66
Iteration 3: log likelihood = -1247.1384
Iteration 4: log likelihood = -1245.866
Iteration 5: log likelihood = -1245.8622
Iteration 6: log likelihood = -1245.8622
```

```
Logistic regression                Number of obs   =      7,872
                                   LR chi2(7)       =     7206.33
                                   Prob > chi2        =      0.0000
Log likelihood = -1245.8622        Pseudo R2      =      0.7431
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
escol_jefe	6.001437	.2039303	29.43	0.000	5.601741	6.401133
salud_asist	6.157031	.2307945	26.68	0.000	5.704682	6.60938
pobreC	6.261897	.2220008	28.21	0.000	5.826784	6.697011
agua	1.902209	.1584779	12.00	0.000	1.591598	2.21282
desague	2.16873	.1216928	17.82	0.000	1.930217	2.407244
electricidad	3.449964	.248346	13.89	0.000	2.963215	3.936713
comb_coc	2.658061	.1238056	21.47	0.000	2.415407	2.900716
_cons	-9.956513	.287055	-34.69	0.000	-10.51913	-9.393895

Note: 0 failures and 18 successes completely determined.



- Año 2018

```
. logit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -6196.8993
Iteration 1: log likelihood = -2207.3068
Iteration 2: log likelihood = -1650.2564
Iteration 3: log likelihood = -1551.4575
Iteration 4: log likelihood = -1548.8914
Iteration 5: log likelihood = -1548.8859
Iteration 6: log likelihood = -1548.8859
```

```
Logistic regression                Number of obs    =      9,861
                                LR chi2(7)       =     9296.03
                                Prob > chi2         =      0.0000
Log likelihood = -1548.8859        Pseudo R2       =      0.7501
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
escol_jefe	6.611449	.2084661	31.71	0.000	6.202863	7.020035
salud_asist	6.806707	.2345443	29.02	0.000	6.347009	7.266405
pobreC	6.504971	.2167792	30.01	0.000	6.080091	6.92985
agua	2.045696	.1376968	14.86	0.000	1.775815	2.315577
desague	2.236085	.1116398	20.03	0.000	2.017275	2.454895
electricidad	3.628002	.2387634	15.19	0.000	3.160034	4.095969
comb_coc	2.624863	.109596	23.95	0.000	2.410058	2.839667
_cons	-10.5892	.2818647	-37.57	0.000	-11.14165	-10.03676

Note: 0 failures and 17 successes completely determined.

- Año 2019

```
. logit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -4925.1571
Iteration 1: log likelihood = -1810.6797
Iteration 2: log likelihood = -1363.1158
Iteration 3: log likelihood = -1292.1246
Iteration 4: log likelihood = -1290.3017
Iteration 5: log likelihood = -1290.2951
Iteration 6: log likelihood = -1290.2951
```

```
Logistic regression                Number of obs    =      7,960
                                LR chi2(7)       =     7269.72
                                Prob > chi2         =      0.0000
Log likelihood = -1290.2951        Pseudo R2       =      0.7380
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
escol_jefe	6.381206	.2342304	27.24	0.000	5.922123	6.84029
salud_asist	6.553508	.2558146	25.62	0.000	6.052121	7.054895
pobreC	6.758445	.2537882	26.63	0.000	6.261029	7.255861
agua	1.81828	.1597599	11.38	0.000	1.505156	2.131404
desague	2.060036	.1172225	17.57	0.000	1.830284	2.289788
electricidad	3.655492	.2800563	13.05	0.000	3.106592	4.204392
comb_coc	2.358449	.1152933	20.46	0.000	2.132478	2.584419
_cons	-10.09601	.297199	-33.97	0.000	-10.67851	-9.513514

Note: 0 failures and 23 successes completely determined.



- Año 2020

```
. logit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -4714.1246
Iteration 1: log likelihood = -1869.7493
Iteration 2: log likelihood = -1382.9016
Iteration 3: log likelihood = -1299.6762
Iteration 4: log likelihood = -1296.9381
Iteration 5: log likelihood = -1296.9214
Iteration 6: log likelihood = -1296.9214
```

```
Logistic regression                Number of obs   =    7,908
                                   LR chi2(7)       =   6834.41
                                   Prob > chi2       =    0.0000
Log likelihood = -1296.9214        Pseudo R2      =    0.7249
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
escol_jefe	6.301323	.2258181	27.90	0.000	5.858727	6.743918
salud_asist	6.606699	.2659173	24.84	0.000	6.085511	7.127887
pobreC	6.332111	.2352553	26.92	0.000	5.871019	6.793203
agua	1.743231	.1629051	10.70	0.000	1.423942	2.062519
desague	2.039097	.1162751	17.54	0.000	1.811202	2.266992
electricidad	3.817625	.2962151	12.89	0.000	3.237054	4.398195
comb_coc	2.261621	.1169553	19.34	0.000	2.032393	2.490849
_cons	-9.98631	.2940511	-33.96	0.000	-10.56264	-9.409981

Note: 0 failures and 7 successes completely determined.

Anexo A2. Efectos marginales del modelo logit.

- Año 2016.

. mfx

Marginal effects after logit

y = Pr(pobreza_multi) (predict)
= .03471913

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
escol_~e*	.6804294	.01958	34.75	0.000	.642048 .71881	.38023
salud_~t*	.9162422	.01158	79.10	0.000	.89354 .938945	.152445
pobrec*	.8693708	.01488	58.41	0.000	.840197 .898545	.210625
agua*	.1177126	.01872	6.29	0.000	.08102 .154405	.1374
desague*	.1166716	.01018	11.46	0.000	.096715 .136629	.427598
electr~d*	.42797	.05344	8.01	0.000	.323225 .532715	.082628
comb_coc*	.1935769	.01443	13.42	0.000	.165302 .221852	.351434

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

- Año 2017.

Marginal effects after logit

y = Pr(pobreza_multi) (predict)
= .04983479

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
escol_~e*	.6614192	.0189	34.99	0.000	.624372 .698466	.393547
salud_~t*	.8906713	.01423	62.61	0.000	.86279 .918553	.141006
pobrec*	.8647543	.01459	59.28	0.000	.836161 .893347	.213542
agua*	.1738003	.02395	7.26	0.000	.126853 .220748	.138847
desague*	.1301624	.0107	12.16	0.000	.109183 .151142	.440803
electr~d*	.5194453	.05577	9.31	0.000	.410144 .628747	.077998
comb_coc*	.2042392	.01468	13.91	0.000	.17547 .233008	.358232

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

- Año 2018

Marginal effects after logit

y = Pr(pobreza_multi) (predict)
= .0572908

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
escol_~e*	.7589262	.01633	46.46	0.000	.726913 .790939	.399351
salud_~t*	.9309269	.0088	105.78	0.000	.913678 .948176	.147247
pobrec*	.8841159	.01247	70.91	0.000	.859679 .908553	.236791
agua*	.2123433	.02313	9.18	0.000	.16701 .257676	.155968
desague*	.1472473	.0102	14.43	0.000	.127246 .167249	.461616
electr~d*	.5880049	.04995	11.77	0.000	.49011 .6859	.079505
comb_coc*	.2193926	.01351	16.24	0.000	.192912 .245873	.368015

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

- Año 2019

Marginal effects after logit
 $y = \text{Pr}(\text{pobreza_multi}) (\text{predict})$
 $= .06124499$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
escol_~e*	.7584914	.01993	38.05	0.000	.719424	.797559		.388191
salud_~t*	.9205521	.01122	82.06	0.000	.898564	.94254		.152387
pobreC*	.894203	.01335	66.99	0.000	.868039	.920366		.262312
agua*	.1919694	.0269	7.14	0.000	.139244	.244695		.129774
desague*	.1524934	.01178	12.94	0.000	.129403	.175584		.412186
electr~d*	.6159468	.05712	10.78	0.000	.503992	.727901		.06608
comb_coc*	.2095203	.0149	14.06	0.000	.180318	.238723		.335427

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

- Año 2020

Marginal effects after logit
 $y = \text{Pr}(\text{pobreza_multi}) (\text{predict})$
 $= .04149322$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
escol_~e*	.7110952	.02064	34.45	0.000	.67064	.75155		.35521
salud_~t*	.9203577	.0121	76.05	0.000	.896638	.944077		.103566
pobreC*	.7895343	.01974	40.01	0.000	.750853	.828216		.288695
agua*	.1329864	.02111	6.30	0.000	.091603	.174369		.121396
desague*	.1082101	.00948	11.41	0.000	.089625	.126795		.406677
electr~d*	.5776964	.06417	9.00	0.000	.451933	.703459		.059181
comb_coc*	.1349691	.01082	12.47	0.000	.113753	.156185		.366591

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Anexo A3. Resultados del modelo probit

- 2016

```
. probit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -5224.5587
Iteration 1: log likelihood = -1569.0749
Iteration 2: log likelihood = -1241.1691
Iteration 3: log likelihood = -1222.1078
Iteration 4: log likelihood = -1222.0755
Iteration 5: log likelihood = -1222.0755
```

```
Probit regression                               Number of obs   =      8,508
                                                LR chi2(7)      =     8004.97
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log likelihood = -1222.0755                    Pseudo R2      =      0.7661
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
escol_jefe	3.357304	.0952974	35.23	0.000	3.170525 3.544084
salud_asist	3.587525	.1138772	31.50	0.000	3.36433 3.81072
pobreC	3.487028	.1093179	31.90	0.000	3.272768 3.701287
agua	.9746202	.0877335	11.11	0.000	.8026658 1.146575
desague	1.272331	.0658795	19.31	0.000	1.14321 1.401453
electricidad	1.662866	.1189793	13.98	0.000	1.429671 1.896061
comb_coc	1.588857	.0658677	24.12	0.000	1.459758 1.717955
_cons	-5.572965	.1319381	-42.24	0.000	-5.831558 -5.314371

Note: 0 failures and 204 successes completely determined.

```
. mfx
```

```
Marginal effects after probit
y = Pr(pobreza_multi) (predict)
= .05036513
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
escol_~e*	.6680635	.01646	40.58	0.000	.635796 .700331	.38023
salud_~t*	.9048121	.01318	68.63	0.000	.878972 .930652	.152445
pobreC*	.8580132	.01503	57.07	0.000	.828545 .887481	.210625
agua*	.1737475	.02323	7.48	0.000	.12821 .219285	.1374
desague*	.1661804	.01191	13.95	0.000	.142834 .189526	.427598
electr~d*	.4162402	.04356	9.56	0.000	.330867 .501614	.082628
comb_coc*	.2567371	.0151	17.01	0.000	.227146 .286328	.351434

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



- 2017

```
. probit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -4849.0272
Iteration 1: log likelihood = -1538.8747
Iteration 2: log likelihood = -1294.1191
Iteration 3: log likelihood = -1286.148
Iteration 4: log likelihood = -1286.1428
Iteration 5: log likelihood = -1286.1428
```

```
Probit regression                               Number of obs   =       7,872
                                                LR chi2(7)      =       7125.77
                                                Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -1286.1428                    Pseudo R2      =       0.7348
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
escol_jefe	3.065054	.0903705	33.92	0.000	2.887931 3.242177
salud_asist	3.197201	.1102258	29.01	0.000	2.981162 3.413239
pobreC	3.267256	.103169	31.67	0.000	3.065049 3.469464
agua	1.016275	.0851837	11.93	0.000	.8493176 1.183231
desague	1.137953	.0641614	17.74	0.000	1.012199 1.263707
electricidad	1.726471	.1241465	13.91	0.000	1.483148 1.969793
comb_coc	1.417738	.0636516	22.27	0.000	1.292984 1.542493
_cons	-5.118053	.1229535	-41.63	0.000	-5.359037 -4.877068

Note: 0 failures and 160 successes completely determined.

```
. mfx
```

```
Marginal effects after probit
y = Pr(pobreza_multi) (predict)
= .0696997
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
escol_~e*	.6446826	.01599	40.32	0.000	.613345 .676021	.393547
salud_~t*	.8707882	.01639	53.13	0.000	.838668 .902909	.141006
pobreC*	.8476922	.01514	56.00	0.000	.818022 .877362	.213542
agua*	.2205911	.0259	8.52	0.000	.169827 .271355	.138847
desague*	.1761086	.01223	14.39	0.000	.15213 .200088	.440803
electr~d*	.4918875	.04641	10.60	0.000	.400925 .58285	.077998
comb_coc*	.2614375	.01519	17.21	0.000	.231658 .291218	.358232

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



- 2018

```
. probit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -6196.8993
Iteration 1: log likelihood = -1911.4211
Iteration 2: log likelihood = -1605.6258
Iteration 3: log likelihood = -1591.9707
Iteration 4: log likelihood = -1591.947
Iteration 5: log likelihood = -1591.947
```

```
Probit regression                               Number of obs   =    9,861
                                                LR chi2(7)      =   9209.90
                                                Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -1591.947                    Pseudo R2      =    0.7431
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
escol_jefe	3.443884	.0959666	35.89	0.000	3.255793	3.631975
salud_asist	3.602039	.1125995	31.99	0.000	3.381348	3.82273
pobreC	3.441218	.1030191	33.40	0.000	3.239304	3.643131
agua	1.122846	.0746006	15.05	0.000	.9766315	1.26906
desague	1.144037	.0575914	19.86	0.000	1.03116	1.256914
electricidad	1.801281	.1174947	15.33	0.000	1.570996	2.031567
comb_coc	1.380219	.0558753	24.70	0.000	1.270705	1.489732
_cons	-5.489423	.1234997	-44.45	0.000	-5.731478	-5.247368

Note: 0 failures and 236 successes completely determined.

```
. mfx
```

Marginal effects after probit

```
y = Pr(pobreza_multi) (predict)
= .07861079
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]		X
escol_~e*	.7408352	.01459	50.76	0.000	.712231	.769439	.399351
salud_~t*	.9253622	.01008	91.78	0.000	.905602	.945123	.147247
pobreC*	.8743265	.01308	66.82	0.000	.848682	.899971	.236791
agua*	.264374	.024	11.01	0.000	.217331	.311417	.155968
desague*	.1862433	.01123	16.58	0.000	.164232	.208255	.461616
electr~d*	.5365731	.04246	12.64	0.000	.453354	.619792	.079505
comb_coc*	.2665635	.0137	19.45	0.000	.239704	.293423	.368015

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



- 2019

```
. probit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -4925.1571
Iteration 1: log likelihood = -1571.9011
Iteration 2: log likelihood = -1326.4507
Iteration 3: log likelihood = -1316.8981
Iteration 4: log likelihood = -1316.8821
Iteration 5: log likelihood = -1316.8821
```

```
Probit regression                               Number of obs   =       7,960
                                                LR chi2(7)      =      7216.55
                                                Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -1316.8821                    Pseudo R2      =       0.7326
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
escol_jefe	3.345001	.1060406	31.54	0.000	3.137165	3.552837
salud_asist	3.491942	.1212726	28.79	0.000	3.254252	3.729632
pobreC	3.59862	.1176091	30.60	0.000	3.36811	3.829129
agua	1.039948	.0891504	11.67	0.000	.8652168	1.21468
desague	1.09098	.062825	17.37	0.000	.967845	1.214115
electricidad	1.827237	.1383077	13.21	0.000	1.556158	2.098315
comb_coc	1.289001	.0618736	20.83	0.000	1.167731	1.410271
_cons	-5.332391	.1326712	-40.19	0.000	-5.592422	-5.07236

Note: 0 failures and 182 successes completely determined.

```
. mfx
```

```
Marginal effects after probit
y = Pr(pobreza_multi) (predict)
= .07779645
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]		X
escol_~e*	.731212	.01736	42.12	0.000	.697189	.765235	.388191
salud_~t*	.9127326	.01273	71.69	0.000	.887778	.937687	.152387
pobreC*	.8824729	.01375	64.20	0.000	.855532	.909414	.262312
agua*	.2432834	.02868	8.48	0.000	.187075	.299491	.129774
desague*	.1873011	.01311	14.28	0.000	.161597	.213005	.412186
electr~d*	.5510466	.05001	11.02	0.000	.453026	.649067	.06608
comb_coc*	.254593	.01553	16.39	0.000	.224145	.285041	.335427

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



- 2020

```
. probit pobreza_multi escol_jefe salud_asist pobreC agua desague electricidad comb_coc
```

```
Iteration 0: log likelihood = -4714.1246
Iteration 1: log likelihood = -1615.0034
Iteration 2: log likelihood = -1351.4719
Iteration 3: log likelihood = -1333.6592
Iteration 4: log likelihood = -1333.5754
Iteration 5: log likelihood = -1333.5754
```

```
Probit regression                               Number of obs   =       7,908
                                                LR chi2(7)      =      6761.10
                                                Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -1333.5754                    Pseudo R2      =       0.7171
```

pobreza_multi	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
escol_jefe	3.231381	.0992519	32.56	0.000	3.036851	3.425911
salud_asist	3.445781	.1244537	27.69	0.000	3.201856	3.689705
pobreC	3.30098	.1071368	30.81	0.000	3.090996	3.510964
agua	.9682889	.0898996	10.77	0.000	.7920889	1.144489
desague	1.082192	.0622136	17.39	0.000	.9602555	1.204128
electricidad	1.880218	.1456684	12.91	0.000	1.594713	2.165723
comb_coc	1.192643	.0611537	19.50	0.000	1.072784	1.312502
_cons	-5.166926	.1270496	-40.67	0.000	-5.415939	-4.917913

Note: 0 failures and 132 successes completely determined.

```
. mfx
```

Marginal effects after probit

```
y = Pr(pobreza_multi) (predict)
= .05445272
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]		X
escol_~e*	.6815681	.01731	39.37	0.000	.64764	.715496	.35521
salud_~t*	.9063337	.01433	63.25	0.000	.878249	.934418	.103566
pobreC*	.7665327	.01769	43.33	0.000	.731857	.801209	.288695
agua*	.1832538	.02508	7.31	0.000	.134107	.232401	.121396
desague*	.1477508	.01138	12.99	0.000	.125452	.170049	.406677
electr~d*	.5226208	.05417	9.65	0.000	.416459	.628783	.059181
comb_coc*	.1776441	.01234	14.40	0.000	.15346	.201829	.366591

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



Anexo A4. Elección del mejor modelo entre *logit* y *probit*

```
. matrix list criterios

criterios[3,2]
           Logit      Probit
Pseudo-R2 .77480699 .76609021
          LR 8096.0492 8004.9665
          Clasi 92.497114 91.237307
```

De acuerdo a la matriz de criterios el mejor modelo entre *logit* y *probit* es el *logit*. Debido a que el Pseudo-R2, el estadístico de significancia global (LR) y la clasificación correcta son mayores en *logit* respecto a *probit*.



Anexo A5. Características de la vivienda INEI al 2022

VIVIENDAS PARTICULARES, SEGÚN MATERIAL PREDOMINANTE EN LOS PISOS Y ÁREA DE RESIDENCIA, 2009 - 2019

(Porcentaje del total de viviendas particulares)

Material predominante en los pisos / Área de residencia	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Total	100.0										
Parquet o madera pulida	5.4	5.3	5.1	4.7	5.0	4.4	4.5	4.3	4.4	4.5	4.9
Láminas asfálticas, vinílicos o similares	3.5	3.9	3.9	3.9	2.9	3.2	3.4	4.6	4.8	4.9	4.4
Loseta, terrazos, cerámicos o similares	8.7	8.7	8.9	10.2	10.7	11.3	11.6	11.6	11.7	12.5	13.7
Madera (entablado) 1/	5.5	5.4	5.6	5.6	5.5	5.7	5.7	6.1	6.1	6.2	5.7
Cemento	43.1	44.3	44.6	45.2	45.1	44.9	45.1	45.0	45.5	45.5	46.3
Tierra	33.0	31.6	31.4	29.8	30.3	30.0	29.4	28.1	27.2	26.2	24.9
Otro material 2/	0.8	1.0	0.7	0.6	0.4	0.4	0.3	0.3	0.4	0.2	0.1
Urbana	100.0										
Parquet o madera pulida	7.3	7.1	6.9	6.3	6.7	5.8	5.9	5.6	5.7	5.8	6.4
Láminas asfálticas, vinílicos o similares	4.8	5.2	5.2	5.2	3.8	4.2	4.5	6.0	6.2	6.3	5.6
Loseta, terrazos, cerámicos o similares	11.8	11.6	11.9	13.6	14.0	14.9	15.2	15.1	15.1	16.2	17.5
Madera (entablado) 1/	4.6	4.5	4.7	4.5	4.4	4.8	4.5	4.9	4.7	4.6	4.1
Cemento	54.0	54.7	54.6	55.2	54.7	54.1	54.1	53.5	53.9	53.6	54.1
Tierra	17.2	16.4	16.4	14.9	16.2	15.9	15.7	14.7	14.1	13.3	12.3
Otro material 2/	0.4	0.5	0.4	0.4	0.2	0.2	0.1	0.1	0.2	0.2	0.1
Rural	100.0										
Parquet o madera pulida	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.1	0.1
Láminas asfálticas, vinílicos o similares	0.1	0.1	0.2	0.1	0.1	0.2	0.2	0.2	0.2	0.3	0.4
Loseta, terrazos, cerámicos o similares	0.1	0.2	0.3	0.5	0.5	0.5	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
Madera (entablado) 1/	7.9	7.9	8.1	8.9	8.9	8.6	9.4	10.0	10.5	11.5	11.2
Cemento	13.4	14.3	15.8	15.9	16.3	17.1	17.2	17.9	18.5	19.0	20.1
Tierra	76.5	75.2	74.1	73.3	72.7	72.5	71.8	70.6	69.3	68.3	67.2
Otro material 2/	1.9	2.2	1.5	1.4	1.2	1.1	1.0	0.9	0.8	0.2	0.1

1/ A partir del año 2018 se incluye pona, tornillo, etc.

2/ Comprende otros materiales como: Piedra, mármol, etc.

Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática - Encuesta Nacional de Hogares.



ACCESO A SERVICIOS BÁSICOS
FORMAS DE ABASTECIMIENTO DE AGUA DE LOS HOGARES, SEGÚN
ÁREA DE RESIDENCIA, 2013 - 2019
(Porcentaje del total de hogares)

Formas de abastecimiento de agua / Área de residencia	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Total	100.0						
Red pública dentro de la vivienda	78.7	79.7	81.0	82.7	83.0	84.0	84.4
Red pública fuera de la viv. pero dentro del edificio	5.6	5.4	5.2	4.9	4.9	5.3	5.2
Pilón de uso público	1.7	1.9	1.7	1.4	1.2	1.2	1.1
Camión cisterna, otro similar	1.6	1.7	1.4 a/	1.2 a/	1.1 a/	1.1 a/	1.1 a/
Pozo	2.9	2.7	2.2	2.0	2.0	1.9	1.7
Río, acequia, manantial o similar	6.4	5.4	4.8	4.4	4.1	3.5	3.6
Otra forma 1/	3.1	3.2	3.8	3.4	3.5	3.1	2.9
Urbana	100.0						
Red pública dentro de la vivienda	84.6	84.8	86.2	87.9	87.4	87.8	87.8
Red pública fuera de la viv. pero dentro del edificio	7.0	6.8	6.2	5.4	5.9	6.5	6.3
Pilón de uso público	1.8	1.9	1.6	1.3	1.1 a/	1.0 a/	1.0 a/
Camión cisterna, otro similar	1.9 a/	1.8 a/	1.5 a/	1.4 a/	1.2 a/	1.2 a/	1.3 a/
Pozo	1.4	1.2	1.1	0.9	1.1	0.9	0.9
Río, acequia, manantial o similar	0.5 a/	0.5 a/	0.4 a/	0.3 a/	0.4 a/	0.2 a/	0.4 a/
Otra forma 1/	2.9	3.0	3.0	2.8	2.9	2.4	2.4
Rural	100.0						
Red pública dentro de la vivienda	60.5	64.1	64.4	65.8	68.5	70.8	72.0
Red pública fuera de la viv. pero dentro del edificio	1.4	1.3	2.1	3.3	1.5	1.1	1.3
Pilón de uso público	1.4 a/	1.9 a/	1.9 a/	1.6 a/	1.6 a/	1.7 a/	1.7 a/
Camión cisterna, otro similar	0.7 a/	1.2 a/	1.0 a/	0.8 a/	0.9 a/	0.9 a/	0.6 a/
Pozo	7.4	7.2	5.5	5.4	5.3	5.5	4.4
Río, acequia, manantial o similar	24.7	20.4	18.9	17.9	16.5	14.6	15.0
Otra forma 1/	3.9	3.9	6.2	5.2	5.8	5.3	5.1

1/ Comprende: Red pública del vecino, agua de lluvia, agua del pozo del vecino, compra agua en bidones, conexión clandestina entre otros.

a/ Los resultados son considerados referenciales porque el número de casos en la muestra para este nivel no es suficiente y presentan un coeficiente de variación mayor al 15%.

Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática-Encuesta Nacional de Programas Presupuestales.



**FORMAS DE ELIMINACIÓN DE EXCRETAS DE LOS HOGARES,
SEGÚN ÁREA DE RESIDENCIA, 2013 - 2019**
(Porcentaje del total de hogares)

Formas de eliminación de excretas / Área de residencia	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Total	100.0						
Red pública de desagüe dentro de la vivienda	61.1	61.7	65.6	67.8	67.8	69.1	69.8
Red pública de desagüe fuera de la vivienda	5.4	5.1	4.5	3.9	4.7	5.0	5.0
Letrina	1.9	1.9	2.2	2.3	2.0	2.6	2.4
Pozo séptico	7.7	7.4	7.6	6.4	5.9	5.4	5.3
Pozo ciego o negro	10.6	10.8	8.2	9.1	9.5	8.6	8.7
Rio, acequia o canal	1.1	1.2	1.1	1.0	1.1	1.1	1.2
No tiene	12.1	12.0	10.8	9.5	9.1	8.2	7.7
Urbana	100.0						
Red pública de desagüe dentro de la vivienda	76.9	77.8	81.6	83.4	83.2	83.9	84.3
Red pública de desagüe fuera de la vivienda	7.0	6.6	5.8	5.0	5.9	6.3	6.2
Letrina	0.6 a/	0.6 a/	0.6	0.4 a/	0.3 a/	0.4 a/	0.4 a/
Pozo séptico	2.4	2.0	1.8	1.3	1.1	1.1	1.1
Pozo ciego o negro	6.5	6.4	4.7	5.0	4.6	3.9	3.7
Rio, acequia o canal	1.0	1.2	1.1	1.0	1.1	1.0	1.0
No tiene	5.7	5.6	4.4	3.9	3.7	3.4	3.3
Rural	100.0						
Red pública de desagüe dentro de la vivienda	13.1	12.7	14.6	16.5	17.0	18.8	18.6
Red pública de desagüe fuera de la vivienda	0.6 a/	0.4 a/	0.5 a/	0.6 a/	0.8 a/	0.6 a/	0.8 a/
Letrina	6.1	6.2	7.3	8.3	7.6	10.4	9.4
Pozo séptico	23.8	23.9	26.1	23.3	21.5	19.9	19.9
Pozo ciego o negro	23.4	24.2	19.4	22.5	25.4	24.6	26.3
Rio, acequia o canal	1.2 a/	1.1 a/	1.0 a/	0.8 a/	0.9 a/	1.2	1.6
No tiene	31.9	31.5	31.1	28.0	26.8	24.6	23.3

Nota: La determinación de la letrina, pozo séptico y pozo ciego o negro se realiza por observación directa del encuestador.

a/ Los resultados son considerados referenciales porque el número de casos en la muestra para este nivel no es suficiente y presentan un coeficiente de variación mayor al 15%.

Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática – Encuesta Nacional de Programas Presupuestales.



HOGARES EN VIVIENDAS PARTICULARES QUE DISPONEN DE ALUMBRADO ELÉCTRICO POR RED PÚBLICA, SEGÚN ÁMBITO GEOGRÁFICO, 2009-2019

(Porcentaje del total de hogares)

Ámbito geográfico	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Total	86.4	88.1	89.7	91.1	92.1	92.9	93.9	94.2	94.8	95.2	95.6
Área de residencia											
Urbana	97.5	98.1	98.4	98.6	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9	99.0	99.1
Rural	55.1	58.6	64.2	68.6	71.6	74.5	77.9	78.9	81.4	82.3	83.5
Departamento											
Amazonas	63.3	68.4	72.7	77.6	77.1	74.7	79.5	79.0	82.3	84.7	86.3
Áncash	89.4	89.7	92.2	93.4	93.1	93.5	94.3	95.7	94.7	95.6	96.9
Apurímac	79.7	80.9	84.1	86.0	87.2	87.0	91.3	93.1	92.9	94.0	95.1
Arequipa	93.1	94.2	95.9	96.3	96.3	97.7	97.3	97.2	97.5	97.7	98.5
Ayacucho	74.2	77.9	79.4	81.1	85.4	88.2	88.4	89.6	89.6	90.9	91.4
Cajamarca	51.6	61.5	69.0	74.6	75.8	78.0	85.4	86.6	89.3	90.1	90.7
Prov. Const. del Callao	99.0	99.2	99.5	99.6	99.4	99.7	99.4	99.7	99.6	99.7	99.7
Cusco	82.1	84.1	86.3	89.1	88.3	88.8	90.3	90.7	91.8	92.9	93.5
Huancavelica	72.5	76.3	82.3	81.5	81.4	84.4	85.5	87.7	89.1	88.1	89.9
Huánuco	62.4	67.5	72.9	75.0	75.1	79.7	86.5	84.3	86.8	86.4	88.3
Ica	95.6	95.5	97.4	96.9	98.1	97.4	98.1	97.8	97.8	98.2	98.7
Junín	87.0	87.2	86.7	87.9	90.1	92.0	91.4	92.1	93.6	93.3	92.4
La Libertad	84.5	84.6	88.1	90.5	93.5	94.0	94.2	95.5	95.9	97.3	97.6
Lambayeque	90.0	92.2	91.9	94.0	96.2	96.6	95.8	96.5	96.7	97.9	97.1
Lima	98.7	98.9	99.1	99.4	99.1	99.2	99.4	99.3	99.4	99.5	99.5
Provincia de Lima 1/	99.4	99.3	99.6	99.7	99.6	99.5	99.7	99.5	99.6	99.6	99.6
Región Lima 2/	93.3	95.2	95.2	96.8	94.8	96.3	96.3	97.4	98.2	98.0	98.5
Loreto	68.7	70.0	70.6	72.1	76.1	77.6	77.4	77.9	79.3	78.9	80.0
Madre de Dios	87.0	85.2	88.4	88.2	89.3	87.0	91.0	91.1	91.5	93.3	92.4
Moquegua	92.3	94.0	93.3	95.1	94.6	95.7	94.5	92.9	94.4	93.7	94.5
Pasco	84.5	83.5	86.3	83.6	83.8	85.8	88.1	86.8	88.2	89.2	90.0
Piura	81.1	84.9	87.9	88.4	93.4	94.1	94.6	95.5	95.2	95.0	94.7
Puno	78.4	82.6	81.1	85.5	86.7	88.8	88.9	88.4	91.4	90.9	92.4
San Martín	74.5	76.4	80.0	84.6	87.8	88.5	90.0	91.5	93.9	94.8	95.2
Tacna	93.6	94.5	96.2	96.4	96.4	96.3	96.4	95.9	95.4	96.5	96.5
Tumbes	93.3	95.1	96.2	98.0	98.1	98.1	98.0	97.3	97.4	99.0	98.5
Ucayali	77.3	76.6	81.0	82.5	83.1	83.7	84.9	87.1	87.4	89.0	89.5

1/ Comprende los 43 distritos que conforman la provincia de Lima.

2/ Incluye las provincias de: Barranca, Cajatambo, Canta, Cañete, Huaral, Huarochiri, Huaura, Oyón y Yauyos.

Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática - Encuesta Nacional de Hogares.



TIPO DE ENERGÍA O COMBUSTIBLE QUE MÁS UTILIZAN LOS HOGARES PARA COCINAR, SEGÚN ÁREA DE RESIDENCIA, 2009 - 2019

(Porcentaje)

Tipo de combustible/ Área de residencia	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Total	100.0										
Solo gas 1/	41.7	41.1	40.5	41.9	39.4	41.9	45.5	46.1	46.1	48.3	51.2
Gas y otro combustible 2/	23.0	26.5	28.6	28.8	33.3	34.3	34.2	35.3	36.2	32.7	31.0
Utilizan leña 3/	21.8	19.6	18.5	16.6	13.9	12.4	10.4	9.4	8.8	8.1	7.3
Carbón	1.1	1.0	1.0	0.7	0.7	0.5	0.6	0.3	0.3	0.3	0.2
Kerosene	1.0	0.6	0.2	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	-	-	-
Bosta, estiércol	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.5	0.5
Más de un combustible 4/	7.8	7.9	8.3	8.6	9.8	8.0	6.7	6.5	6.3	7.9	8.0
No cocinan	3.5	3.3	2.8	3.2	2.8	2.9	2.6	2.4	2.2	2.2	1.9
Urbana	100.0										
Solo gas 1/	55.2	53.8	52.7	54.3	50.5	53.7	57.9	58.3	58.1	60.5	63.8
Gas y otro combustible 2/	26.3	29.6	32.2	31.6	35.7	33.7	31.0	31.1	31.9	29.1	26.5
Utilizan leña 3/	6.3	5.3	4.8	4.3	3.7	3.3	2.8	2.6	2.2	2.2	1.8
Carbón	1.4	1.2	1.3	0.9	0.9	0.7	0.7	0.4	0.4	0.3	0.2
Kerosene	1.3	0.8	0.3	0.2	0.1	0.1	0.0	0.1	-	-	-
Bosta, estiércol	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.0	0.1
Más de un combustible 4/	5.3	5.6	5.5	5.0	6.1	5.3	4.6	4.9	5.0	5.4	5.6
No cocinan	4.1	3.8	3.2	3.7	3.1	3.3	2.9	2.7	2.4	2.5	2.0
Rural	100.0										
Solo gas 1/	3.4	3.6	4.5	4.7	5.1	5.3	6.2	6.8	7.2	7.8	8.1
Gas y otro combustible 2/	13.6	17.4	18.1	20.3	26.0	35.9	44.3	48.9	50.1	44.8	46.5
Utilizan leña 3/	65.6	61.8	59.0	53.6	45.6	40.7	34.3	31.5	30.6	27.5	26.2
Carbón	0.4	0.5	0.3	0.1	0.2	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1
Kerosene	0.1	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-	-	-
Bosta, estiércol	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.9	1.8
Más de un combustible 4/	14.9	14.5	16.5	19.5	21.4	16.4	13.6	11.3	10.5	16.3	16.0
No cocinan	1.9	2.1	1.6	1.7	1.8	1.4	1.4	1.4	1.6	1.5	1.3

Nota: A partir del año 2017, no se pregunta por la alternativa kerosene. A partir del año 2018, se pregunta por la alternativa bosta, estiércol.

1/ Incluye GLP Y gas natural

2/ Además del gas (GLP y Natural) usan leña, carbón, electricidad y Kerosene

3/ Incluye también ramas secas, tusa de maíz, etc

4/ Son hogares que utilizan más de un combustible contaminante para cocinar los alimentos

Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática - Encuesta Nacional de Hogares.