



**TRABAJO DE GRADO**

**DETERMINANTES DE LA POBREZA EN EL DEPARTAMENTO DE BOYACÁ**

**Paula Andrea Cepeda Rodríguez**

**Carlos Andrés Amaya Rodríguez**

**Director de Trabajo:**

**Álvaro Hernando Chaves Castro**

**Escuela Colombia de Ingeniería Julio Garavito**

**Especialización en Economía para Ingenieros**

**Bogotá D.C – Colombia, Agosto 2020**

## RESUMEN

El presente documento evalúa la situación de los indicadores de pobreza en el departamento de Boyacá, basados en las cifras aportadas para el DANE para analizar los determinantes y poder identificar un panorama entre la inequidad, la pobreza y la condición social en Boyacá. A partir de un modelo probabilístico se desea tamizar cada indicador para llegar a los determinantes de esta condición y a su vez estimar los factores asociados a la probabilidad de ser pobre en el Departamento. Lo anterior, con el ánimo de obtener una herramienta que permita la toma de decisiones en la formulación de políticas públicas que incidan en las cifras de pobreza en el Departamento de Boyacá.

**Palabras clave:** Pobreza, pobreza monetaria, pobreza monetaria extrema, pobreza multidimensional, determinantes, análisis económico.

**Clasificación JEL:** I32, C5, C51.

## **ABSTRACT**

This document assesses the situation of poverty indicators in the department of Boyacá, based on the figures provided for DANE, to identify the determinants and be able to identify a panorama between inequity, poverty and the social condition in Boyacá. Starting from a probabilistic model, it is desired to sift each indicator to arrive at the determinants of this condition and, in turn, determine the probability of poverty in which the inhabitants of the Department find themselves. The foregoing, with the aim of obtaining a tool that allows decision-making in the formulation of public policies that affect the poverty figures in the Department of Boyacá.

**Keywords:** Poverty, monetary poverty, extreme monetary poverty, multidimensional poverty, determinants, economic analysis.

**Codes JEL;** I32, C5, C51.

## TABLA DE CONTENIDO

<b>CAPITULO I: GENERALIDADES</b>	<b>8</b>
<b>1.1. MARCO TEÓRICO Y CONTEXTO</b>	<b>8</b>
<b>1.2. METODOLOGÍA</b>	<b>12</b>
<b>1.2.1. Datos</b>	<b>12</b>
<b>1.2.2. Clase de investigación</b>	<b>12</b>
<b>1.2.3. Modelo</b>	<b>12</b>
<b>CAPITULO II: LA POBREZA EN EL DEPARTAMENTO DE BOYACÁ</b>	<b>13</b>
<b>PMU BOYACÁ, 2018</b>	<b>14</b>
<b>BRECHAS RURAL VS CABECERAS PMU BOYACÁ, 2018</b>	<b>14</b>
<b>PME BOYACÁ 2000-2018</b>	<b>15</b>
<b>COEFICIENTE DE GINI 2000-2018</b>	<b>15</b>
<b>CAPÍTULO III: DETERMINANTES DE LA POBREZA EN BOYACÁ: MODELO ECONOMÉTRICO Y RESULTADOS</b>	<b>18</b>
<b>3.1.1. Especificación de los Modelos</b>	<b>21</b>
3.1.2. Prueba de hipótesis de diferencias significativas para las curvas ROC	26
<b>3.2. Análisis de los modelos de probabilidad que mejor describen la pobreza monetaria y multidimensional.</b>	<b>27</b>
3.2.1. Análisis curvas ROC modelos de pobreza monetaria y multidimensional	28
3.2.2. Análisis de Sensibilidad y Especificidad con un umbral de 0.5	29
<b>3.3. Análisis de resultados</b>	<b>30</b>
3.3.1. Efecto marginal	30
3.3.2. Efectos marginales parciales	30
3.3.3. Los efectos marginales para alfabetismo	36
3.3.4. Los efectos marginales para empleo formal	37
3.3.5. Factor de Expansión	37
<b>CAPITULO IV: CONCLUSIONES</b>	<b>40</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA</b>	<b>43</b>
<b>CAPITULO VI: ANEXOS</b>	<b>45</b>

## Índice de gráficas

GRÁFICA 1 PMU BOYACÁ VS TOTAL NACIONAL .....	15
GRÁFICA 2 BRECHAS PMU RURAL VS CABECERAS, BOYACÁ 2018.....	15
GRÁFICA 3 POBREZA EXTREMA BOYACÁ 2000-2018 .....	15
GRÁFICA 4 COEFICIENTE DE GINI .....	15
GRÁFICA 5. CURVA ROC. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	26
GRÁFICA 6. CURVA ROC. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	32
GRÁFICA 7: EFECTOS MARGINALES. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	35

## Índice de tablas

TABLA 1. AUMENTOS Y DISMINUCIONES SIGNIFICATIVOS DE LA PMU EN LOS DEPARTAMENTOS DE COLOMBIA EN EL AÑO 2018. FUENTE: DANE (2019).....	11
TABLA 2 ANÁLISIS DE CIFRAS DE POBREZA EN BOYACÁ. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA, DATOS APORTADOS POR EL DANE (2019).....	15
TABLA 3. DESCRIPCIÓN DE VARIABLES. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	19
TABLA 4 VARIABLES DUMMYS. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	20
TABLA 5 FORMA FUNCIONAL DE LOS MODELOS DE ELECCIÓN BINARIA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	22
TABLA 6. MODELOS DE PROBABILIDAD FINAL PARA POBREZA MONETARIA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	23
TABLA 7. MODELOS DE PROBABILIDAD FINAL PARA POBREZA MULTIDIMENSIONAL. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	24
TABLA 8. ÁREA BAJO LA CURVA ROC. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	25
TABLA 9. ANÁLISIS DE LOS MODELOS DE PROBABILIDAD QUE MEJOR DESCRIBEN LA POBREZA MONETARIA Y MULTIDIMENSIONAL. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA .....	28
TABLA 10 ANÁLISIS CURVAS ROC MODELOS DE POBREZA MONETARIA Y MULTIDIMENSIONAL. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.....	28

## INTRODUCCIÓN

Uno de los pilares del estudio actual del pensamiento económico es la manera en que las sociedades se desarrollan. La correlación entre el desarrollo económico y social con la pobreza es uno de los énfasis del presente estudio. Si bien existe un arduo debate acerca de los vínculos entre las anteriores variables, es necesario encarar este problema y cuantificar la magnitud que tienen las principales determinantes de este fenómeno, así como establecer las probabilidades de ser pobre dentro de un determinado grupo social.

En este sentido, la pobreza es el principal indicador de que algo anda muy mal en el engranaje social, pues esta condición humana refleja las falencias de la sociedad como ente organizado para garantizar las condiciones básicas de una vida digna. La pobreza, como aseguran Cuenca y Chavarro (2008), es un fenómeno multidimensional, por lo tanto va más allá de los ingresos de las familias o de un PIB per cápita alto. Así pues, se considera que una de las responsabilidades de las instituciones es garantizar las circunstancias mínimas para que cada ciudadano pueda mejorar los indicadores de calidad de vida, lo cual implica que los gobernantes de turno y las políticas propuestas estén comprometidos y tengan una visión amplia sobre la pobreza, sus consecuencias y cómo erradicarla.

Bajo esta perspectiva el objetivo de este trabajo es evaluar el estado actual en el que se encuentra el departamento de Boyacá. Para esto se utilizará la racionalidad del concepto de desarrollo económico a través de un modelo econométrico sobre Pobreza Multidimensional y uno para la pobreza extrema basados en la predicción del año 2018.

El documento que sigue a continuación consta de tres capítulos. Se configura por introducción, justificación y los objetivos del presente trabajo. Luego, se hace un recorrido sobre las perspectivas que se presentan en la conceptualización de la pobreza desde la economía y los indicadores y medidas más usadas, se expone la metodología y los diferentes instrumentos utilizados para el desarrollo del documento.

Los capítulos cuatro y cinco estudian los indicadores de pobreza en el departamento de Boyacá y desarrollan el modelo probabilístico. Por último, se dan algunas conclusiones generales del documento, y limitan las prácticas para usar las políticas públicas apropiadas y realmente necesarias para el departamento de Boyacá.

## JUSTIFICACIÓN

El problema social más grave que socava el progreso en el mundo de hoy es la pobreza. Tanto los países desarrollados como los que están en vía de desarrollo han emprendido una lucha para acabar con este mal. Sin embargo, es difícil decir que se vislumbra el fin de la guerra contra la pobreza en el mundo. De acuerdo con el Banco Mundial (2019), en 2018 solo la mitad de los países la mantienen por debajo del 3%, siendo el promedio general del 8,6%.

El mundo en conjunto ha tenido avances notables en la lucha contra la pobreza. Entre 1981 y 2016, la proporción de personas viviendo en pobreza extrema pasó de 42,0 % a 10,0 % aproximadamente (Our World in Data, 2020). Así mismo, según las proyecciones de (Cuaresma, Fengler, Hengameh, & Michael, 2018), en un escenario de *business as usual*<sup>1</sup>, en 2030 el porcentaje de población viviendo en pobreza extrema se habrá reducido a 5,24 %, es decir, una reducción de 47,1 % respecto a 2015 (Our World in Data, 2020). No obstante los avances, aun persisten desafíos de gran envergadura, para 2018 657 millones de personas en el mundo vivían en pobreza extrema, la tasa de escape de la pobreza fue 0.8 personas por segundo (0,9 personas por debajo de la tasa de escape objetivo) y, actualmente, aproximadamente 37.800 personas caen en situación de pobreza extrema cada día (World Data Lab, 2020). En ese orden de ideas, la lucha contra la pobreza sigue siendo un tema prioritario dentro de la agenda de desarrollo de todos los países del mundo.

La situación permanece constante en nuestro país y en el departamento de Boyacá y se destaca por varias décadas en las que los índices fluctúan con dispersiones muy pequeñas. En Colombia, para 2016 y 2017 los índices de pobreza multidimensional estuvieron entre los 22 y 19,8 puntos porcentuales, mientras que la pobreza monetaria entre 29% y 27% y, la pobreza extrema entre el 9% y 7% (DANE, 2018). En consecuencia, es necesario realizar un estudio sobre la pobreza y sus determinantes en el departamento de Boyacá, puesto que desde el Departamento Administrativo Nacional de Estadística se ha venido anunciando que en los últimos tres años se presentaron descensos significativos en los índices de pobreza y se mejoraron los indicadores de calidad de vida para los boyacenses.

En ese contexto, la pertinencia del presente estudio se enmarca en la necesidad de establecer la evolución de los indicadores de pobreza en Boyacá bajo las políticas de las últimas administraciones. De esta manera es posible contar con un punto de referencia que permita comparar y sobre todo informar sobre la eficiencia de los gobiernos en cada período. Dicho ejercicio se realizó con el ánimo de reflexionar sobre el modelo de desarrollo actual del departamento e identificar cómo se podría adaptar para responder mejor a las necesidades de los boyacenses.

---

1

## PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿Cuáles son los indicadores que determinan la pobreza en el departamento de Boyacá?

## OBJETIVOS

### Objetivo general:

- Estudiar los determinantes e indicadores de la pobreza en el departamento de Boyacá, mediante un análisis estadístico de las variables relacionadas con aspectos monetarios y multidimensionales.

### Objetivos específicos:

- Analizar el comportamiento e incidencia de los factores de pobreza en Boyacá a partir de la búsqueda de correlaciones y causalidades entre éstos.
- Evaluar el comportamiento de la pobreza monetaria y multidimensional en el departamento de Boyacá mediante el abordaje de variables.
- Determinar las posibilidades de caracterización de la pobreza y las condiciones de vida de los boyacenses por medio de la lectura de indicadores socioeconómicos.

## CAPITULO I: GENERALIDADES

### 1.1. MARCO TEÓRICO Y CONTEXTO

La pobreza es un término que puede estudiarse acogiendo diversos términos, pero de los más importantes y conocidos son los de *pobreza absoluta y relativa*. La pobreza absoluta, también llamada *pobreza de subsistencia*, es el juicio de los requisitos humanos básicos en relación con la supervivencia diaria. Este tipo de pobreza, además de tener en cuenta los ingresos, se basa en el estudio del acceso a los servicios sociales. Por otro lado, la pobreza relativa es cuando los hogares reciben un 50% menos de ingresos que los entornos familiares típicos, por lo que tienen algo de dinero, pero no el suficiente para pagar algo más que lo esencial (Haralambos, Holborn y Heald, 2007).



La mitigación de la pobreza es sin duda alguna un imperativo ético, que a pesar de los esfuerzos de los diferentes gobiernos, sigue siendo una realidad que afrontan diferentes sectores de las sociedades que viven en condiciones inaceptables. Con el ánimo de poder encausar los esfuerzos y definir mejores políticas para la lucha contra la pobreza, su definición y medición durante las últimas décadas ha evolucionado, obteniendo nuevos aportes y críticas a los enfoques ortodoxos. Ejemplo de estos avances de índole conceptual y metodológico son el establecimiento de la línea de pobreza y las necesidades básicas insatisfechas, dejando a un lado la perspectiva monetarista y material en la construcción de estos parámetros, para ser reemplazados por aspectos como el acceso y condiciones de empleo, el ingreso a la seguridad y la legitimidad de la sociedad, entre otros.

Una apreciación con mucha validez sobre la pobreza la ofrecen Amartya Sen y Anand Sudhir, definiéndola como “la privación de capacidades básicas y no sólo como una renta baja. [Y puede expresarse en] una mortalidad prematura, un grado significativo de desnutrición [...], un elevado nivel de analfabetismo y otros fracasos” (2000, p.37). En otras palabras, la pobreza es la barrera más grande que tiene el ser humano para que obtenga algo que le satisfaga, necesite o que considere de mucho valor. La posición de Sen hace énfasis en la racionalidad y el comportamiento del individuo como parámetro de identificación de la pobreza.

Otra visión válida es la propuesta por el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD), en donde se infiere en el adecuado uso del recurso humano, desde la toma de decisiones hasta el crecimiento del mismo desarrollo humano.

De esta manera la pobreza se evidencia en la carencia o negación de estas oportunidades, que son transversales, a aspectos netamente sociales y económicos, tales como la consolidación de una existencia vivida desde la paz, la salud y la creatividad, El PNUD tiene en cuenta en su concepto de pobreza un nivel específico de vida con dificultades económicas, incluyendo aspectos como la libertad, el respeto y la dignidad: “La pobreza representa la ausencia de ciertas capacidades básicas”; y, por tanto, “es una situación que denota falta de equidad en relación con las capacidades básicas y las oportunidades de acceso a medios de vida esenciales” (OCEI/PNUD, 2000, pp.24 y 25).

Teniendo en cuenta estas dos estimaciones, se puede clasificar la pobreza desde el estudio del ingreso o generación de renta y la capacidad de acción de cada ser humano. Una tiene una que ver con la otra, dado que se adquiere el ingreso con mayor facilidad si se tienen a plenitud las capacidades físicas o intelectuales. No obstante, la generación de ingresos no solo dependerá de las aptitudes personales porque puede verse potenciada por otros factores como el sector social, el grupo poblacional, las oportunidades existentes en el medio o la herencia entre otros, que resultan incontrolables para el individuo.

En términos generales y expresados desde políticas públicas, las particularidades de cada persona influyen mucho en el equilibrio entre el ingreso y la capacidad. La connivencia entre estos dos conceptos puede mostrar diferencias abismales, si se distribuye el estudio por las condiciones nombradas. Es por ello que se debe llegar a estudiar la pobreza desde

puntos más específicos e integradores, que solo estudiando y comparando cifras desde el ingreso mínimo.

Los instrumentos para la medición de la pobreza en Colombia, están basados en dos métodos. El primero es el método indirecto que se relaciona específicamente con la capacidad adquisitiva para acceder a una canasta de bienes o servicios. A este concepto se le identifica como *pobreza monetaria*.

Cuando se estiman condiciones relacionadas de calidad de vida, tales como la educación, el acceso a servicios de salud, a una vivienda digna y oportunidades de empleo entre otros, hablamos de medir la pobreza desde las capacidades. Amartya Sen (Sen, 2000, p.37) contempla estas circunstancias en un método directo llamado *pobreza multidimensional*.

Al estudiar las necesidades elementales de una persona en su entorno y su costo estimado en un ingreso mínimo promedio que permita una calidad de vida básica, se obtiene una línea de pobreza. “El indicador de línea es un método para determinar la pobreza coyuntural basada en el poder adquisitivo de los hogares en un determinado período” (Ministerio de Economía y Finanzas del Perú, s.f, párr.4)

Las personas definidas como pobres viven por debajo de un nivel de bienestar mínimamente aceptable. Pero hay que aclarar que existen diferentes metodologías para estimar lo que se considera pobreza, las cuales llevan a resultados y conclusiones relativas que dependen de los factores, los márgenes y las brechas que influyen en las mediciones.

Luego los niveles de pobreza se comparan con una línea base de salario, si es relativo o absoluta dependiendo el nivel de desarrollo de los países. Por ejemplo, si los referentes son el ingreso, el nivel de educación y el acceso a la salud, su valoración podría ser distinta a otro marco que comparta el ingreso pero contemple el acceso a tecnología y los servicios públicos. Lo anterior se debe a que cada parámetro está caracterizado por una línea de pobreza diferente y los niveles no suelen coincidir, por lo tanto quien hace las estimaciones deberá seleccionar y los datos para acercarse a la realidad de una manera óptima.

En Colombia se mide la pobreza utilizando dos enfoques diferentes que son el monetario y el multidimensional. El enfoque monetario de la pobreza acude al ingreso per cápita, buscando su incidencia y la gravedad. De acuerdo al estudio de Pérez (2005), la ubicación geográfica es un factor determinante y fundamental en la calidad de vida, relacionándola directamente con la pobreza. Esta conclusión es demasiado fuerte pues establece que las condiciones de pobreza de municipios vecinos influyen en la determinación de los niveles de pobreza para un territorio particular, y lo más destacable es que la dependencia espacial llega en la mayoría de los casos a una dependencia de segundo orden. Así pues, es posible concluir que para los índices que miden la pobreza en Colombia es importante la concomitancia de un territorio determinado y sus territorios vecinos.

Bajo esta perspectiva, podemos analizar el comportamiento de la pobreza en Colombia. De acuerdo con el DANE, “para el 2018, el 19,6% de la población de Colombia en este periodo se encontró en calidad de pobreza conjunta, multidimensional y monetaria” (2018). Esto es muy diciente pues está indicando que una fracción muy importante de los colombianos está por debajo de los estándares mínimos de calidad de vida. Por otro lado, en el informe del DANE del año siguiente “se muestra que la pobreza multidimensional aumentó 1,8% en Colombia en los dos últimos años con respecto al 2016 que fue del 17,8%” (2019). Además, esta misma entidad resaltó en lo concerniente a los entes departamentales, que hay regiones que con porcentajes cada vez más altos en este índice, estos son:

	DEPARTAMENTOS	%
<b>Aumentaron pobreza multidimensional</b>	Guainía	65%
	Guajira	51,40%
	Chocó	45,10%
	Norte de Santander	31,50%
	Caquetá	28,70%
<b>Disminuyeron pobreza multidimensional</b>	Bogotá D.C.	4,40%
	San Andrés	8,90%
	Cundinamarca	11,50%
	Risaralda	12,50%

*Tabla 1. Aumentos y disminuciones significativos de la PMU en los Departamentos de Colombia en el año 2018. Fuente: Dane (2019)*

De las conclusiones de este último informe, los territorios más afectados por las condiciones de la calidad de vida en Colombia son aquellos ubicados en la zona rural (39,9%), pues el porcentaje de pobreza multidimensional en el campo es más del doble que en las cabeceras (13,8%).

Los datos aportados por la encuesta del DANE de 2018 revelan que “el 27% de la población es pobre y el 7,2% vive en la pobreza extrema” (2019). El ingreso mínimo según la línea de pobreza para esta vigencia fue de \$257.433 pesos, evidenciándose claramente que la tercera parte de nuestra población se encentra en condiciones paupérrimas. La situación es mucho más preocupante, puesto que Colombia en 2018 ha incrementado sus indicadores de pobreza monetaria en 0,1% con respecto a 2017.

Según los datos arrojados en la *Tabla 1* el departamento de Boyacá no tiene grandes fluctuaciones por lo que no se resaltan grandes cambios en aumentos o disminuciones a nivel nacional y en lo que concierne al departamento de Boyacá, según el DANE (2018) la pobreza bajó a 0.9% entre el año 2014 y el 2015. Para este periodo el Departamento Administrativo Nacional de Estadística medía estos índices por regiones, lo que dificulta tener un estudio de la pobreza por el método directo. Pese a que Boyacá se destaca como uno de los Departamentos que disminuyó los índices de pobreza, aún está lejos de erradicarla.

Durante muchos años las diferencias políticas y las divisiones entre las subregiones no permitieron que el departamento se desarrollara económicamente durante muchas décadas. A su vez la falta de enfoque en las zonas rurales y la escasa inversión en la mejora en las condiciones de la calidad de vida impiden que Boyacá salga del promedio nacional y supere significativamente los índices de pobreza monetaria y pobreza multidimensional.

## **1.2. METODOLOGÍA**

El presente trabajo se configura a través de dos elementos. El primero parte de las bases teóricas para abordar el fenómeno de la pobreza. El segundo consiste en establecer y analizar la probabilidad de estar en situación de pobreza en Boyacá con base en las encuestas de 2018 del DANE, facilitando así el análisis de los determinantes de pobreza en la región.

### **1.2.1. Datos**

Este trabajo usa los microdatos de la Gran Encuesta Integrada de Hogares (2018) y de los microdatos de la encuesta de calidad de vida (2018), que realiza cada año el DANE en términos de medición de pobreza monetaria y multidimensional, junto con las estimaciones sobre desigualdad nacional y departamental. La información suministrada permitió conformar un modelo probabilístico que permitiera responder de manera satisfactoria a la cuestión sobre el diagnóstico de pobreza en los hogares boyacenses.

### **1.2.2. Clase de investigación**

Esta investigación es de carácter cuantitativa–descriptiva con base en el estudio de las variables de la Gran Encuesta Integrada de Hogares y de la encuesta de calidad de vida, obteniendo la importancia de cada una por medio de un par de modelos econométricos de carácter probabilístico mediante una comparación de modelos lineal, probit, logit. Posteriormente se analizaron las principales variables y sus características con el fin de valorar su pertinencia a la hora de realizar una lectura más completa del fenómeno a estudiar.

### **1.2.3. Modelo**

El modelo empleado en la investigación es de tipo binario. En él, cuando un individuo clasifica dentro de una categoría, toma el valor de uno, en caso contrario su valor será cero. Las características del modelo binario ayudan a establecer estadísticamente las posibilidades de que un boyacense pertenezca o no a un núcleo familiar pobre, es decir,

que sus condiciones de calidad de vida estén por debajo del límite inferior determinado a nivel nacional.

El abordaje del fenómeno pasa por una serie de etapas que van desde lo general hasta lo particular. Inicialmente se hallaron los determinantes que inciden en la pobreza en el departamento de Boyacá, estableciendo su relevancia a la hora de la caracterización. Una siguiente fase corresponde a la aplicación de la muestra representativa de familia estimada por el DANE. De acuerdo con la entidad, un hogar boyacense promedio está compuesto por cuatro individuos (padre, madre y dos hijos), cálculo que podría usarse como una medición más real del núcleo familiar, y por ende capaz de otorgar una mayor certeza en los cálculos.

A través de esta estandarización se seleccionará el perfil que mejor describa la problemática por medio de la especificación de un modelo econométrico de un esquema micrométrico<sup>2</sup> que determine el umbral de pobreza para los habitantes del departamento. Una metodología de esta índole facilita la cuantificación de los factores asociados a ser esta situación, entablando un estudio que sea lo suficientemente detallado como para abordarlo desde una perspectiva multidimensional. Las conclusiones extraídas pueden determinar la eficiencia de las políticas establecidas en relación de los diagnósticos que en su momento establecieron.

## **CAPITULO II: LA POBREZA EN EL DEPARTAMENTO DE BOYACÁ**

A continuación, se evaluarán las estadísticas más representativas del departamento de Boyacá, para la pobreza multidimensional en el año 2018 y para la pobreza extrema y coeficiente de Gini entre los años 2002 y 2018, analizando de manera descriptiva lo sucedido en estos períodos en cada uno de estos índices. La selección de la ventana de tiempo corresponde, por un lado, a la disponibilidad de información y, por otro lado, al posicionamiento de la lucha contra la pobreza con la entrada del nuevo milenio, en el marco de los Objetivos de Desarrollo del Milenio (2000 – 2015) y, posteriormente, los Objetivos de Desarrollo Sostenible (2015 – 2030). El periodo de tiempo abordado se tuvo en cuenta por la disponibilidad de datos y cercanía temporal, además de ser correlacionable en futuras investigaciones con dinámicas nacionales e internacionales.

La medición de la pobreza en el territorio colombiano se ejecuta bajo la dinámica de conceptualización de (Sen, 1981), evaluando la privación de las capacidades básicas que tiene un individuo. Por otro lado, el poder adquisitivo de bienes y servicios también hace parte del análisis multifactorial de la pobreza como estrategia indirecta de la medición. La labor analítica está basada en los criterios de (Foster & Alkire, 2015), tomadas por el DNP

---

<sup>2</sup> Para efecto de la presente investigación, se plantea dicho esquema como la combinación de variables microeconómicas que perfilarían la pobreza para un hogar o individuo. Como se verá más adelante, ciertas condiciones materiales e intelectuales combinadas explicarían el fenómeno de la pobreza y sus dimensiones.

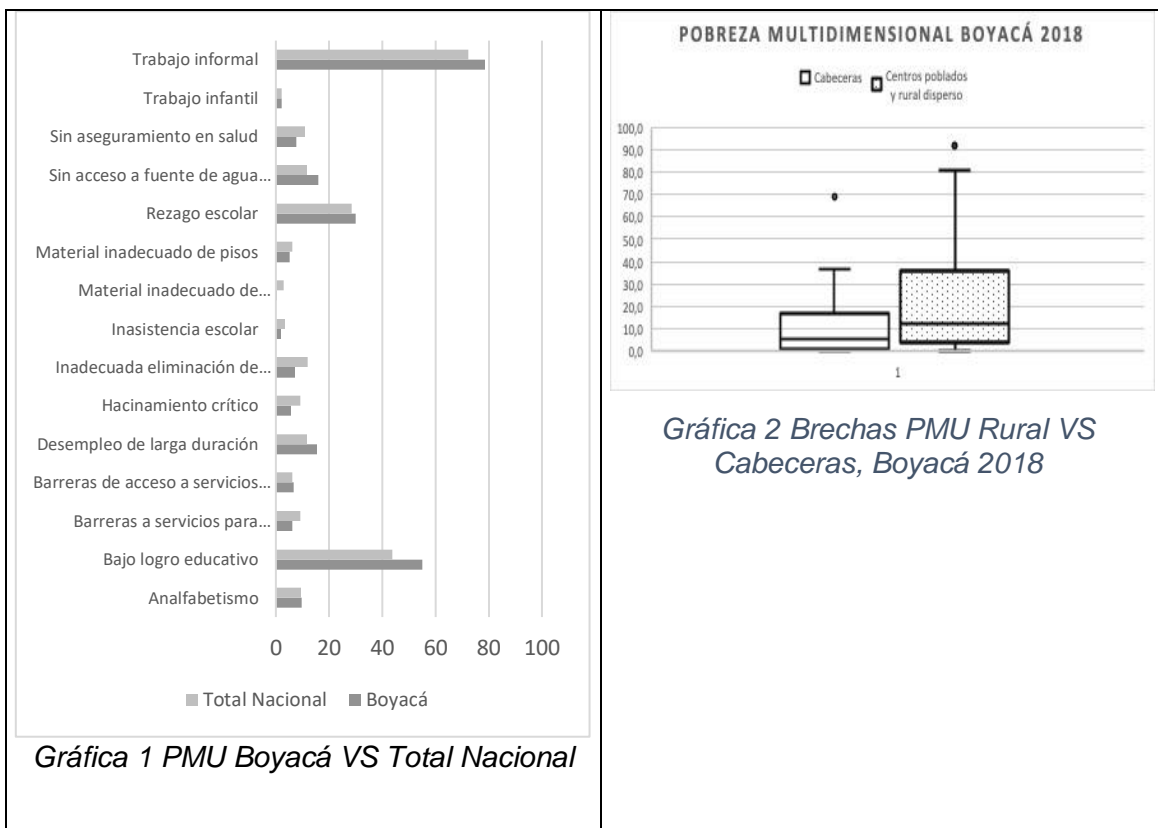
quienes buscan incluir dentro de sus estudios de las tasas e índices las brechas de la pobreza y a su vez la severidad de las mismas.

Como resultado de este proceso se seleccionan cinco dimensiones (condiciones educativas del hogar; condiciones de la niñez y la juventud; trabajo; salud y acceso a servicios públicos domiciliarios y condiciones de la vivienda). Estas cinco dimensiones se miden a través de 15 indicadores. Para facilitar la interpretación de los indicadores, los mismos se expresan en sentido negativo. Según el DANE, los quince indicadores de pobreza que se aplicaron en el departamento de Boyacá son los siguientes, siendo organizados del mayor al menor en importancia:

1. Trabajo Informal.
2. Bajo logro educativo.
3. Rezago Escolar.
4. Sin acceso a fuente de agua mejorada
5. Desempleo de larga duración,
6. Analfabetismo.
7. Acceso a aseguramiento en salud.
8. Inadecuada eliminación de excretas.
9. Barreras de acceso a servicios de salud.
10. Barreras a servicios para cuidado de la primera infancia.
11. Hacinamiento crítico.
12. Material inadecuado de pisos.
13. Trabajo infantil.
14. Inasistencia escolar
15. Material inadecuado de paredes exteriores

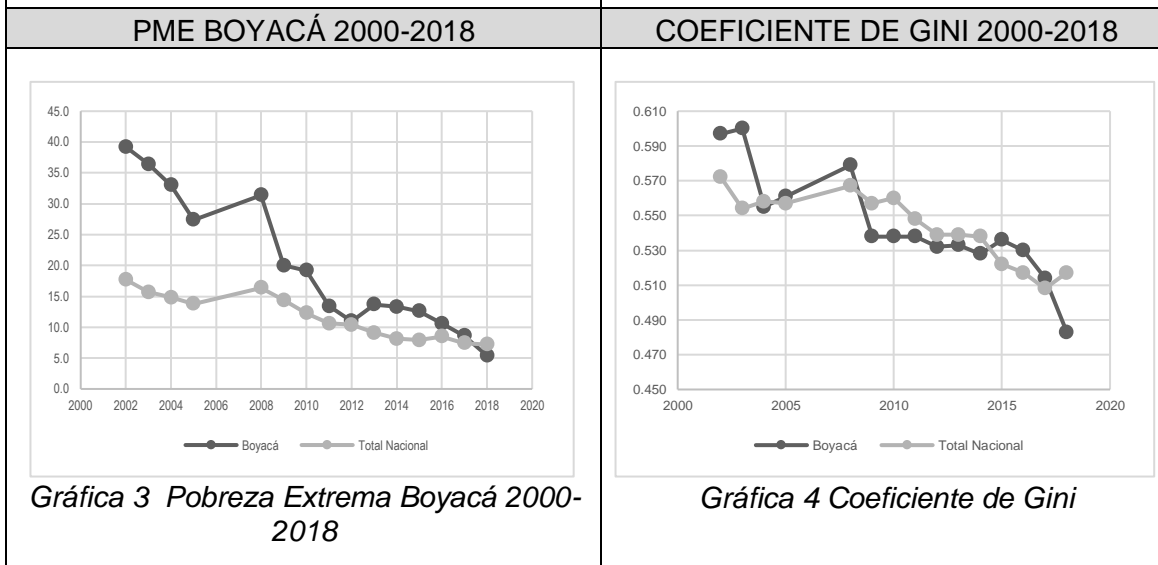
La tabla 2 sintetiza las estadísticas socioeconómicas de Boyacá con base en los datos suministrados por el DANE. En la gráfica 1 se comparan los quince indicadores utilizados para la medición de pobreza multidimensional con respecto al promedio nacional, en la número 2 se evidencia la brecha entre los sectores rural y urbano. Por su parte las gráficas 3 y 4 muestran respectivamente la evolución del porcentaje de personas en condición de pobreza extrema y el coeficiente de Gini tanto en Boyacá como en el resto de Colombia:

PMU BOYACÁ, 2018	BRECHAS RURAL VS CABECERAS PMU BOYACÁ, 2018



Gráfica 1 PMU Boyacá VS Total Nacional

Gráfica 2 Brechas PMU Rural VS Cabeceras, Boyacá 2018



Gráfica 3 Pobreza Extrema Boyacá 2000-2018

Gráfica 4 Coeficiente de Gini

Tabla 2 Análisis de cifras de pobreza en Boyacá. Fuente: Elaboración propia, datos aportados por el DANE (2019).

Según la tabla anterior, de los cinco indicadores de mayor impacto, el que tiene más porcentaje es el trabajo informal. Este indicador es la relación entre los ocupados con afiliación a pensión y a la población económicamente activa en Boyacá e incluye a los desempleados de corta duración del departamento, si bien no toma en cuenta a los menores de 18 años. El valor que representó este indicador para el año 2018 fue de 78,5%, siendo

las zonas rurales las que más presentan este problema, tal y como lo indica la gráfica 2. Las principales actividades económicas del departamento pertenecen a los sectores primario y terciario, tales como la ganadería, la agricultura, la minería y el turismo, cuyas reducidas ganancias dificultan al trabajador su afiliación a ARL como independiente. También se observa una amplia presencia negocios familiares que en la creencia tradicional no requieren de formalizaciones entre empleadores y empleados.

En segunda instancia, el bajo logro educativo ratifica que la escolaridad de los integrantes mayores de quince años en un hogar boyacense es inferior a nueve años. En Boyacá el 55% de los hogares no supera este valor, lo que es preocupante porque es un poco más de la mitad de la población de este territorio. La diferencia de este indicador en la población rural sobre la población de cabeceras municipales está por encima de 43 puntos, es decir que la brecha de la pobreza en lo rural es más significativa que en las cabeceras municipales.

El rezago escolar es el tercer indicador que más aporta en el índice de pobreza multidimensional en el año 2018. Para Boyacá, esto quiere decir que el 30% de las niñas, niños y adolescentes entre los 7 y 17 años tienen una escolaridad menor a la de que deberían poseer en relación con su edad. A diferencia de los indicadores anteriores, la brecha entre cabeceras y zona rural no es tan marcada, hallándose el campo con 10 puntos de distancia frente al sector urbano. Algunas explicaciones pueden hallarse en la falta de condiciones para asistir a la escuela o colegio, la ausencia de vías de acceso o de transporte, como a la priorización de la ayuda en los quehaceres del hogar por encima de los deberes escolares.

En el cuarto lugar encontramos el acceso a la fuente de agua mejorada. La OMS enmarca este indicador como el no acceso al servicio de acueducto en zonas urbanas, estableciendo un parámetro diferente en las zonas rurales. Ellas, sin importar si puedan contar o no con este servicio público, se relacionan estrictamente con la fuente de donde proviene el agua para procesar los alimentos. La presencia de este indicador es casi nula en las cabeceras, aunque continúa alimentando la brecha de pobreza en las zonas rurales. En Boyacá son los territorios alejados quienes realmente tienen dificultades para el buen acceso a fuentes de agua, viéndose obligados a valerse de pozos y aguas lluvias entre otros medios.

Finaliza el ranking de la pobreza multidimensional el desempleo de larga duración. A diferencia del trabajo informal, el desempleo tiene que ver con las personas que no han ingresado al mercado laboral en un periodo superior al año. El promedio de desempleados en Boyacá es del 15% para el año 2018, presentando cifras análogas para zonas urbanas y rurales.

En términos generales, Boyacá no se encuentra lejos de la media nacional cuando se refiere a cifras de pobreza multidimensional; el Departamento para la vigencia de 2018 tuvo 16,6% frente al 19,6% nacional. Si bien está por debajo del promedio, hay algunos indicadores que fluctúan de acuerdo a la particularidad de cada región. El resultado de las dimensiones del IPM permite identificar las áreas de intervención en donde Boyacá obtiene un mejor desempeño en comparación con el nivel nacional.



La pobreza monetaria en el departamento, como se enumeró con antelación, está directamente relacionada con las principales actividades económicas, agrícola, ganadera, minera y de turismo. Según la gráfica número 3, al principio del periodo estudiado la pobreza extrema en Boyacá era muy superior frente a la media nacional, acercándose poco a poco a la media nacional para disminuir progresivamente a lo largo del tiempo. Se presume que estos cambios pueden relacionarse con las actividades ya mencionadas, que se veían mucho más afectadas que el resto de Colombia por situaciones como el aumento de la población, el alza de precios y las crisis económicas, como el aumento de las tasas de interés en agosto de 2002. Cabe anotar que el desplazamiento de las comunidades provenientes de las zonas rurales a las ciudades más grandes provocó por algún tiempo crisis en la producción de alimentos, fuente principal de crecimiento en la región.

Para todos los factores que marcan la pauta en el cálculo de la pobreza extrema y del Coeficiente de Gini, se puede ver la tendencia que tienen estos dos indicadores en relación con la media nacional. A pesar que ellos únicamente han tenido en cuenta el poder adquisitivo, se observa en los últimos años una disminución importante que puede verse reflejada en las capacidades de los sectores para generar sus ingresos mínimos. La desigualdad en el Departamento de Boyacá, ilustrada en la gráfica 4, tiene un comportamiento similar al de Colombia, pese a que tal vez en su momento ciertas situaciones particulares, tales como las crisis económicas generales, hayan podido surtir efectos más graves en Boyacá.

Con el fin de no ahondar en teorías meramente descriptivas y ajustarse a las herramientas que se pueden usar para el análisis de datos, se toma la decisión de buscar probabilísticamente cuáles son los determinantes más importantes en este estudio que serán considerados en el siguiente capítulo.

### **CAPÍTULO III: DETERMINANTES DE LA POBREZA EN BOYACÁ: MODELO ECONOMÉTRICO Y RESULTADOS**

En este capítulo se describe de manera detallada la construcción de un par de modelos econométricos, los cuales permiten identificar los principales determinantes de la pobreza multidimensional y monetaria para los hogares boyacenses. Los modelos son de carácter probabilístico, debido a su pertinencia para estimar los factores asociados a que afectan la pobreza multidimensional.

En cuanto a las variables microeconómicas utilizadas en los modelos para entender los determinantes de la pobreza monetaria y multidimensional, se trabajó con la Gran Encuesta Integrada de Hogares (2018). Dicho informe posee dos apartados que son la medición de pobreza multidimensional y la medición de pobreza monetaria. Éstos a su vez están divididos en apartado nacional o departamental con diferentes unidades de medición (hogares, viviendas y personas).

Se decidió utilizar como unidad de análisis a los hogares, puesto que es lo suficientemente amplia para establecer que, si al menos un individuo miembro del hogar se encuentra privado en alguna condición en los umbrales de pobreza, todos los miembros del hogar lo estarán.

Para esto se tomaron los microdatos de la encuesta publicada por el DANE para el año 2018 con respecto a pobreza y condiciones de vida. A partir de estos datos se seleccionaron las variables correspondientes a las diferentes características medidas y seleccionadas por el DANE para el departamento de Boyacá. Seguidamente se descartaron las variables de carácter técnico de la encuesta como identificación del individuo encuestado y la fecha y hora en que se realizó la encuesta entre otras, dado que realmente no tienen ningún contexto dentro de la teoría económica.

Con base en la revisión de literatura especializada sobre pobreza y la disponibilidad de información del Censo Nacional de Población y Vivienda (en adelante CNPV) 2018, para la especificación del modelo econométrico se seleccionaron las siguientes variables. La descripción de etiqueta y pregunta de las variables tanto para el modelo de pobreza monetaria y multidimensional se encuentra en los anexos en el capítulo sexto.

Descripción de las variables:

	Variable independiente	clasificación	Tipo	Escala
Pobreza Monetaria	Clase	Cualitativa	Dummy	Binaria
	P5000	Cuantitativa	Discreta	Razón
	P5090	Cualitativa	Categórica	
	P5140	Cuantitativa	Continua	
	Nper	Cuantitativa	Discreta	Ordinal
	Npersug	Cuantitativa	Discreta	Razón
	Ingtotug	Cuantitativa	Continua	
	Ingtotugarr	Cuantitativa	Continua	
	Li	Cuantitativa	Continua	
	Lp	Cuantitativa	Continua	
Pobreza Multidimensional	P5010	Cuantitativa	Discreta	Razón
	P8526	Cualitativa	Categórica	
	P8530	Cualitativa	Categórica	
	paredes	Cualitativa	Dummy	Binaria
	pisos	Cualitativa	Dummy	Binaria
	alcantarillado	Cualitativa	Dummy	Binaria
	acueducto	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Empleo formal	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Desempleo larga duración	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Barreras acceso salud	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Aseguramiento salud	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Trabajo infantil	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Atención integral	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Inasistencia escolar	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Rezago escolar	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Alfabetismo	Cualitativa	Dummy	Binaria
	Logro educativo	Cualitativa	Dummy	Binaria
Personas	Cuantitativa	Discreta	Ordinal	

Tabla 3. Descripción de Variables. Fuente: *Elaboración Propia*

Como las variables P5090, P8526 y P8530 son categóricas, entonces se agregarán a los modelos probabilísticos las categorías como variables dicótomas, las cuales toman un valor de 1 si poseen la característica de la categoría y 0 en caso contrario. Se observa que para

evitar la trampa de la variable dicotómica<sup>3</sup> asignamos una variable dicótoma a cada categoría de estas dos variables, pero se omite una de las categorías.

Por otro lado, la variable P8526 se define bajo la siguiente pregunta: *¿con qué tipo de servicio sanitario cuenta el hogar?*, y tiene las siguientes categorías: 1- *inodoro conectado al alcantarillado* 2- *Inodoro conectado a pozo séptico*, 3- *Inodoro sin conexión*, 4- *Letrina*, 5- *Bajamar*, 6- *No tiene servicio sanitario*. Para el departamento de Boyacá las categorías 4 y 5 de esta pregunta no tienen registros en la encuesta, por lo tanto no se tienen en cuenta como variables dummies.

La variable P8526, a la cual no se asigna variable dicótoma, se conoce como *categoría base*, donde el valor del intercepto ( $\beta_0$ ) representa el *valor medio* de la categoría de comparación o base. A continuación, se presentan dichas variables dummies.

Variables	Dummy	Categoría
P5090	$dd_1$	Propia, totalmente pagada
	$dd_2$	Propia, la están pagando
	$dd_3$	En arriendo o subarriendo
	$dd_4$	En usufructo
	$dd_5$	Posesión sin título (ocupante)
	categoría base	Otra
P8526	$d_1$	Inodoro conectado al alcantarillado
	$d_2$	Inodoro conectado a pozo séptico
	$d_3$	Inodoro sin conexión
	categoría base	No tiene servicio sanitario
P8530	$D_1$	Acueducto público
	$D_2$	Acueducto comunal o veredal
	$D_3$	Pozo con bomba
	$D_4$	Pozo sin bomba, jagüey
	$D_5$	Agua lluvia
	$D_6$	Rio, quebrada, manantial o nacimiento
	$D_7$	Carrotanque
	$D_8$	Aguatero
categoría base	Agua embotellada o en bolsa	

Tabla 4 Variables Dummies. Fuente: Elaboración Propia

<sup>3</sup> Como los modelos de probabilidad que se trabajaran contienen intercepto por defecto, se presenta un caso de **colinealidad perfecta cuando se agregan todas las categorías como dummies**; es decir, existiría una relación lineal exacta entre las variables dummies llamado como trampa de la variable dicotómica.

### 3.1.1. Especificación de los Modelos

Para la implementación del modelo se trabajó el software estadístico y econométrico *Stata* en su versión número 14. Se eligió este programa por su pertinencia y adaptabilidad con las que fue diseñado para la implementación de diversos modelos econométricos, en particular los de respuesta binaria, también conocidos como probabilísticos. Los modelos de respuesta binaria permitirán cuantificar la probabilidad de que un hogar en Boyacá se encuentre en condiciones de pobreza multidimensional.

En este contexto, dentro de la familia de modelos econométricos de elección binaria, existen tres estructuras o modelos probabilísticos que son el *modelo lineal de probabilidad*, el *modelo probit* y el *modelo logit*<sup>4</sup>. Para entenderlos mejor se presenta a continuación la forma funcional bajo la que se rige cada una de estas estructuras de elección binaria, aplicando las siguientes convenciones para las variables de interés con las que se construyen este tipo de modelos:

Sea  $y$  la variable respuesta de interés tal que:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{Si cumple la condición } x \\ 0 & \text{En otro caso} \end{cases}$$

Entonces la probabilidad condicional dada las  $n$  variables explicativas  $x_i$ , con  $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ , se definirá así:

$$P_r[y = 1/x_i] = G(z)$$

Donde:

$x$ : Es el vector de variables explicativas  $x_i$ , es decir:

$$x = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$$

$z$ : Es la combinación lineal del vector de coeficientes y el de variables explicativas con el valor de la constante, es decir:

$$z = \beta_0 + \beta x$$

Con  $\beta = \langle \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n \rangle$ , es el vector de coeficientes, entonces:

---

<sup>4</sup> Estos tres modelos de probabilidad son esencialmente muy diferentes debido a la forma funcional con la que se define cada uno. Aunque en ocasiones el modelo probit y el modelo logit generan resultados similares y estadísticamente muy significativos.

$$\begin{aligned}
 z &= \beta_0 + \beta x \\
 &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n
 \end{aligned}$$

Entonces la estructura funcional de los modelos de elección binaria será:

*Forma funcional de los modelos de elección binaria*

Lineal	Logit	Probit
Distribución lineal	Distribución logística	Distribución Normal
$G(z) = z$	$G(z) = \frac{e^z}{1 + e^z}$	$G(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-\frac{t^2}{2}} dt$

*Tabla 5 Forma funcional de los modelos de elección binaria. Fuente: Elaboración propia*

Una vez definida la estructura de los modelos de carácter probabilístico a trabajar, a continuación se seleccionará el modelo más pertinente y que mejor se ajuste a lo objetivos del proyecto. Para la selección del mejor modelo se trabajó con la metodología *Backward stepwise*<sup>5</sup>. Que consistió en correr los tres modelos de probabilidad de la siguiente manera:

- i) En este caso se empieza con el modelo “completo” es decir el modelo que conteniendo todos los predictores  $x_i$  o todas las variables consideradas para la construcción del IPM; tanto para el modelo lineal de probabilidad, el modelo logit y el modelo probit.
- ii) Luego se eliminaron las variables menos significativas una tras otra de cada uno de los tres modelos.

Para la determinación de las variables menos significativas y su eliminación en cada paso, se utilizó el criterio dado por el *valor - p* de cada uno de los coeficientes de las variables calculadas en los tres modelos. Es decir, se seleccionaron las variables del modelo completo que tienen el valor más alto y se eliminaron, después de esto se corrieron nuevamente los tres modelos y de nuevo se seleccionaron aquellas variables que tuvieron un *valor - p* superior al 5%. Este proceso se repitió sistemáticamente varias veces como se evidencia en los anexos del capítulo 6, hasta quedar con los modelos que poseen variables completamente significativas:

A continuación, se muestran los tres modelos con variables significativas después de utilizar la metodología *Backward stepwise* tanto para pobreza monetaria como multidimensional

<sup>5</sup> Selección paso a paso hacia atrás

Variable Dependiente = ser pobre (Si=1, No=0)					
	Variable		Lineal	Probit	Logit
	Var. Dep	Var. Ind			
<i>i</i>	Pobre				
1		Clase	0.79820391 ***	-4.7572406 ***	-8.3463321 ***
2		P5000	-0.03173753 ***		
3		Npersug	0.06499666 ***	1.7842087 ***	3.3369766 ***
4		Ingtotug	-4.546e - 08 ***	-7.315e - 06 ***	-0.00001354 ***
5		Li		-.00014744 ***	-.00024987 ***
6		Lp	7.142e - 06 ***		
7		dd1	-0.07284137 ***	-1.731574 ***	-3.1701507 ***
8		dd2	-0.06164937 ***		
9		dd4	-0.06196733 ***	-1.6242946 ***	-2.9686855 ***
10		Constante	-2.5775801 ***	23.476712 ***	40.103988 ***
Estadístico de comparación					
	$R^2$	0.33167			
	Pseudo $R^2$			0.7688	0.7707
	R-Cuenta			95.76%	95.84%
	Área ROC			0.9887	0.9887
	AIC		5583.8706	1789.7053	1772.8673
	BIC		5647.654	1839.3146	1822.4766
Significancias:			* $P$ < 0.05		
			** $P$ < 0.01		
			*** $P$ < 0.001		

Tabla 6. Modelos de probabilidad final para pobreza monetaria. Fuente: Elaboración propia

Modelos de probabilidad final para pobreza multidimensional

Variable Dependiente = ser pobre (Si=1, No=0)					
	Variable		Lineal	Probit	Logit
	Var. Dep	Var. Ind			
<i>i</i>	Pobre				
1		Paredes		2.2685301 *	
2		Pisos	0.20753888 ***	1.8512808 ** *	3.2156126 ***
3		Alcantarillado	0.16322901 ***	1.6659154 ** *	2.9380383 ***
4		Acueducto	0.16439195 ***	2.2707365 ** *	4.0882064 ***
5		Empleo formal	0.03653622 ***	4.0936751 ** *	7.4891031 ***
6		Desempleo	0.23383094 ***	3.7134354 ** *	6.745403 ***
7		Barreras salud	0.26365741 ***	3.351762 ***	6.2700376 ***

8	Aseguramiento S	0.30154743 ***	3.427393 ***	6.4056391 ***
9	Trabajo Infantil	0.25636197 ***	2.0253831 ** *	3.8684658 ***
10	Atención Integral	0.09855574 ***	1.5998132 ** *	3.1611157 ***
11	Inasistencia E	0.1744722 ***	1.435181 ***	2.625711 ***
12	Rezago Escolar	0.12324896 ***	2.322579 ***	4.4814862 ***
13	Alfabetismo	0.58072772 ***	4.9952596 ** *	9.2531234 ***
14	P5010			-0.38389194 *
15	Constante	-0.11529004 ** *	10.181578 ** *	-17.92987 ***
Estadístico de comparación				
$R^2$	0.5983			
<i>Pseudo R</i> <sup>2</sup>			0.8016	0.7982
R-Cuenta			95.54%	95.87%
Área ROC			0.9914	0.9915
AIC		-282.71994	547.91418	556.8771
BIC		-204.52069	632.12876	641.09168
Significancias:		* $P < 0.05$	** $P < 0.01$	*** $P < 0.001$

Tabla 7. Modelos de probabilidad final para pobreza multidimensional. Fuente: Elaboración propia

En las tablas 6 y 7 el resumen de los seis modelos es muy diciente. Un modelo de probabilidad lineal tiene una serie de limitaciones derivadas de la la estimación por mínimos cuadrados ordinarios, incluyendo la imposibilidad de asumir normalidad en el términos de error, la validación de heterocedasticidad en la varianza del mismo, la viabilidad de timar el valor  $R^2$  como criterio para determinar la bondad del ajuste del modelo, entre otros. En ese orden de ideas, se procede a analizar otros modelos de estimación que permitan solventar las limitaciones mencionadas y robustecer el análisis.

Si se analizan los modelos (probit y logit) para la pobreza monetaria estos son muy similares, al punto en que sus respectivas áreas de sus curvas ROC<sup>6</sup> (AUC), son exactamente iguales; pero el modelo logit tienen mejores indicadores que el modelo probit tanto para su R-Cuenta, *Pseudo R*<sup>2</sup> y además los indicadores AIC y BIC son más pequeños, por lo tanto se concluye que la estructura que mejor expresa la probabilidad en pobreza monetaria para los hogares del departamento de Boyacá es una estructura logística.

<sup>6</sup> Receiver Operating (curva de característica operativa) es un gráfico que muestra el rendimiento de un modelo de clasificación en todos los umbrales de clasificación.



Ahora para el apartado de pobreza multidimensional los modelos restantes (probit y logit) son muy similares, entonces se analizó el área de sus curvas ROC para decidir cuál de ellos es el modelo más pertinente y que mejor describe los datos. Para esto se utilizó primeramente el criterio del área de la curva ROC.

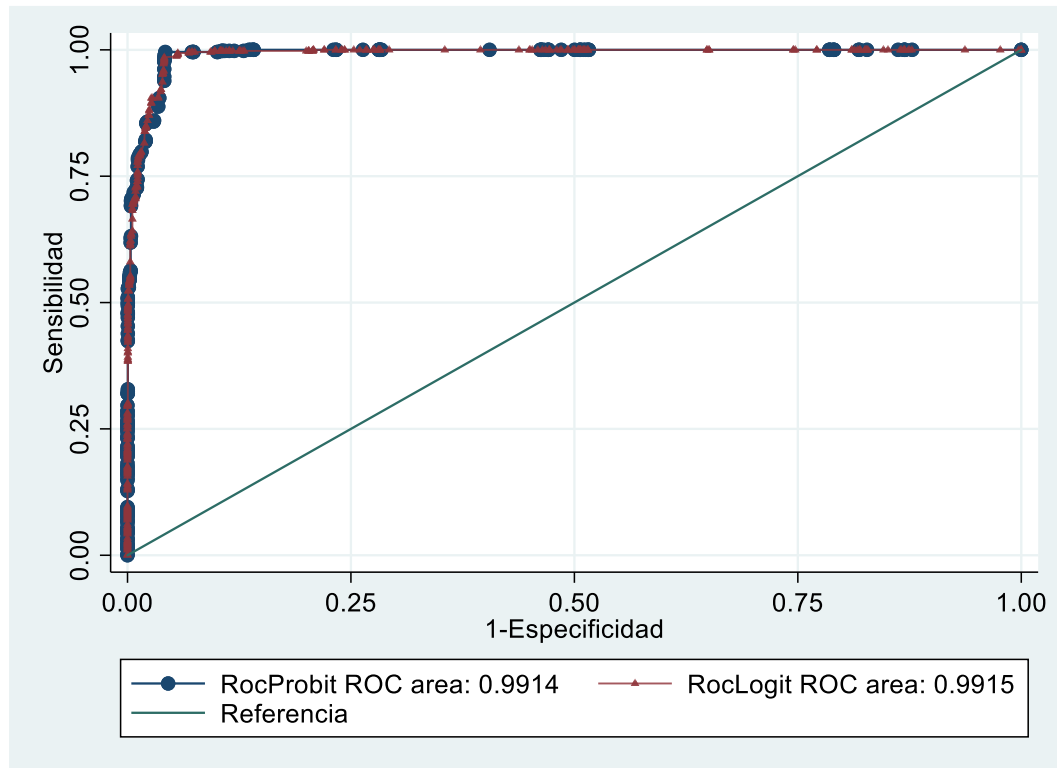
La curva ROC nos indica qué tan bueno pueden distinguir los modelos planteados entre los dos criterios (pobre / no pobre); entonces bajo este contexto el mejor modelo podrá distinguir con precisión entre estas dos opciones, mientras que un modelo ineficiente tendrá dificultades para distinguir entre los dos. A continuación, se presenta el área bajo la curva ROC de los modelos (probit y logit) de pobreza multidimensional.

	Observaciones	Área ROC	Std. Err	Intervalo AI 95%	
				Inferior	superior
Probit	3027	0.9914	0.0011	0.98922	0.99367
Logit	3027	0.9915	0.0012	0.98919	0.99378

*Tabla 8. Área bajo la curva ROC. Fuente: Elaboración propia*

Como se observa, aparece un problema, consistente en que tanto el modelo probit como el logit poseen áreas de curva ROC muy similares de 99.14% y 99.15% respectivamente, presentando también desviaciones estándar muy similares. Por otro lado, el análisis gráfico de sus curvas ROC tampoco es muy dicente, ya que las gráficas se superponen y se comportan prácticamente igual respecto a su línea de referencia.

- Gráficas ROC



Gráfica 5. Curva ROC. Fuente: Elaboración propia

Como estas curvas ROC para el modelo probit y logit no presentan diferencias observables a simple vista, es imposible decantarse por la aprobación de alguno de los dos modelos. Por lo tanto, es necesario realizar una prueba analítica que permita inferir con suficiente grado de certeza si realmente existen diferencias significativas entre las áreas y las curvas ROC de estos modelos, estableciendo así cuál es el mejor.

### 3.1.2. Prueba de hipótesis de diferencias significativas para las curvas ROC

A continuación, se presenta una prueba con el objetivo de examinar las dos hipótesis opuestas. Una es la *hipótesis nula*, que establece que no existen diferencias entre los resultados que arrojan los modelos probit y el logit, y la otra es la *alternativa*, que indicaría que estos modelos tienen capacidades predictivas completamente diferentes.

Planteamiento de la prueba.

$$H_0: \text{Área (ROC Probit)} = \text{Área (ROC Logit)}$$

$$H_1: \text{Área (ROC Probit)} \neq \text{Área (ROC Logit)}$$

Estadística de prueba

$$X_1^2 = 0.02$$

Valor P

$$P - \text{valor} = 0.8882$$

En conclusión como  $\text{Valor} - p > \alpha$ , no se rechaza  $H_0$ ; es decir no existen diferencias significativas entre las dos áreas ROC de los modelos probit y logit, esto indica que trabajar con alguno de estos dos modelos dan resultados similares. En virtud de lo anterior no es posible decidir qué modelo es mejor, por lo tanto, se utilizarán los criterios AIC y BIC<sup>7</sup>. Los cuales están indicando que el modelo Probit es el más idóneo.

### 3.2. Análisis de los modelos de probabilidad que mejor describen la pobreza monetaria y multidimensional.

Por lo expuesto anteriormente se trabajó con el modelo logit para la pobreza monetaria y con el modelo probit para la pobreza multidimensional, ya que estos son los más adecuados para describir la pobreza en sus dos dimensiones dentro de los hogares del departamento de Boyacá. La tabla 9 presenta la salida de los dos modelos encontrados en Stata de las variables más significativas que utiliza el DANE para describir el IPM y la desigualdad social.

Variable Dependiente = ser pobre (Si=1, No=0)					
		<i>i</i>	Pobre	Coefficiente	Std. Err.
Pobreza Monetaria	Modelo Logit	1	Clase	-8.3463321	1.407786
		2	Npersug	3.3369766	0.1222371
		3	Ingtotug	-0.00001354	4.99e - 07
		4	Li	-.00024987	0.0000598
		6	dd1	-3.1701507	0.1806573
		7	dd4	-2.9686855	0.2129078
		8	Constante	-40.103988	8.78329
		Pobreza Multidimensional	Modelo Probit	1	Paredes
2	Pisos			1.851281	0.2183179
3	Alcantarillado			1.665915	0.190098
4	Acueducto			2.270737	0.1757839
5	Empleo formal			4.093675	0.9115298
6	Desempleo larga duración			3.713435	0.2367275
7	Barreras acceso salud			3.351762	0.2358586
8	Aseguramiento salud			3.427393	0.2317693
9	Trabajo infantil			2.025383	0.3134333
10	Atención integral			1.599813	0.2628379

<sup>7</sup> Los índices AIC y BIC (Criterio de información de Akaike y criterio de información bayesiano, respectivamente) son dos criterios de uso frecuente para la selección de modelos. El AIC fue propuesto por Akaike (1974) como un estimador insesgado asintótico de la información de Kullback-Leibler esperada, entre un modelo candidato ajustado y el verdadero modelo. El BIC fue derivado por Schwarz en 1978 como una aproximación a una transformación de la probabilidad posterior de un modelo candidato. Los índices mas pequeños entre modelos representan los mejores ajustes y los modelos más pertinentes.

	11	Inasistencia escolar	1.435181	0.3757016
	12	Rezago escolar	2.322579	0.1822061
	13	Alfabetismo	4.99526	0.2864408
	14	Constante	-10.18158	1.02091

Tabla 9. Análisis de los modelos de probabilidad que mejor describen la pobreza monetaria y multidimensional. Fuente: Elaboración Propia

La totalidad de los coeficientes son significativas al 5,0 % o al 10,0 %, por lo tanto, se considera la especificación de los modelos de probabilidad son relevantes tanto para la pobreza monetaria como multidimensional. Dada las características de estimación de los modelos probit y logit<sup>8</sup>, en esta fase de estimación únicamente tiene valor el análisis del signo de los coeficientes obtenidos. Al respecto, tal y como se presenta en la tabla 9, las variables con coeficiente positivo indican que un incremento de las mismas explica el aumento en la probabilidad de los hogares boyacenses de ser considerados pobres tanto en dimensión monetaria como multidimensional y las que tienen signo negativo producen un efecto contrario sobre los dos aspectos de pobreza analizados.

### 3.2.1 Análisis curvas ROC modelos de pobreza monetaria y multidimensional

Para reafirmar este hecho también se analiza cómo se comporta la curva ROC y el índice AUC, los cuales se presentan a continuación:

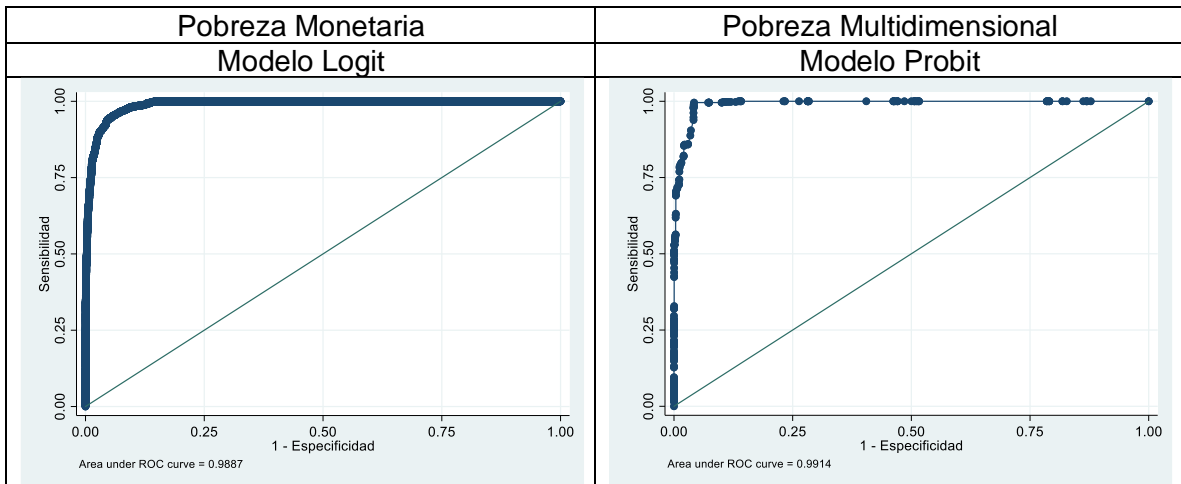


Tabla 10 Análisis curvas ROC modelos de pobreza monetaria y multidimensional. Fuente: Elaboración Propia

Estas curvas ROC muestran el rendimiento de los dos modelos probabilísticos para las dimensiones de pobreza analizadas de los hogares del departamento de Boyacá en los umbrales de clasificación. Las AUC de los respectivos modelos indican que se han

<sup>8</sup> Estimaciones de máxima verosimilitud

clasificado correctamente las familias que se encuentran en condiciones de pobreza tanto monetaria como multidimensional con un 98.87% y un 99.14% de exactitud respectivamente.

Se trata de una clasificación casi perfecta para las familias pobres y termina reafirmando el hecho de que las variables independientes de los modelos son realmente los determinantes de la pobreza tanto monetaria como multidimensional para el departamento de Boyacá. Ahora bien, aunque la AUC es muy importante, ésta no mide qué tan bien se clasifican las predicciones, en lugar de sus valores absolutos. Para analizar este aspecto se analizará la clasificación de probabilidades del modelo.

### 3.2.2 Análisis de Sensibilidad y Especificidad con un umbral de 0.5

La tabla que se presenta a continuación se conoce como matriz de confusión donde se pueden observar la clasificación de las predicciones del modelo, y establecer con claridad los errores que comete el mismo también.

Pobreza Monetaria	<i>Clasificación</i>	<i>D</i>	<i>~D</i>	<i>Total</i>
	+	1182	166	1348
	-	202	7290	7492
	<i>Total</i>	1384	7456	8840
Pobreza Multidimensional	<i>Clasificación</i>	<i>D</i>	<i>~D</i>	<i>Total</i>
	+	377	40	417
	-	95	2515	2610
	<i>Total</i>	472	2555	3027

Tabla 10. Matriz de confusión. Fuente: Elaboración Propia

Pobreza		Monetaria	Multidimensional
Sensibilidad	Pr (+/D)	85.40%	79.89%
Especificidad	Pr (-/~D)	97.77%	98.43%
Valor predictivo positivo	Pr (D/+)	87.69%	90.41%
Valor predictivo negativo	Pr (~D/-)	97.30%	96.36%
Falso + para un valor verdadero ~ D	Pr (+/~D)	2.23%	1.57%
Falso - para un valor verdadero D	Pr (-/D)	14.60%	20.13%
Falso + para valores clasificados +	Pr (~D/+)	12.31%	9.59%
Falso - para valores clasificados -	Pr (D/-)	2.70%	3.64%
Clasificación correcta		95.84%	95.54%

Tabla 11. Matriz de sensibilidad y especificidad, PM y PMu. Fuente: Elaboración Propia

Tanto el análisis de sensibilidad y de especificidad para los dos modelos nos dan a conocer la clasificación correcta de las familias que se encuentran o no en dimensiones de pobreza monetaria y multidimensional para Boyacá. Así mismo, el coeficiente de determinación de

conteo en el modelo es elevado, alcanzando un 95.84% para pobreza monetaria y un 95.54% para pobreza multidimensional que es nuevamente un indicador muy fuerte por su proximidad al 100% (ajuste casi perfecto) y se basa en el cálculo de las predicciones correctas hechas por los modelos.

### 3.3 Análisis de resultados

#### 3.3.1 Efecto marginal

En virtud del hecho de que el efecto marginal en la variable dependiente pobreza representa la probabilidad de ser pobre, así como que resulta de cambios infinitesimales sobre las variables independientes, se tiene que el efecto marginal global sobre los modelos es:

Pobreza		Margen global	Std. Err.	P> z	Intervalo Al 95%	
					Inferior	Superior
Monetaria	Constante	0.1565611	0.0018617	0.000	0.1529122	0.16021
Multidimensional	Constante	0.1540042	0.0029024	0.000	0.1483156	0.1596928

Tabla 12. Efecto Marginal Global. Fuente: Elaboración Propia

En conclusión:

Pobreza	Probabilidad
Monetaria	$\Pr(y = 1) = 0.1546561 = 15.6561\%$
Multidimensional	$\Pr(y = 1) = 0.1540042 = 15.4004\%$

Tabla 12 Probabilidades PM y PMu. Fuente: Elaboración Propia

Lo anterior nos indica que la probabilidad de que una familia Boyacense se encuentra en línea de pobreza monetaria y multidimensional son de 15.65 y 15.4% respectivamente

#### 3.3.2 Efectos marginales parciales

Para la determinación de los efectos marginales de cada variable independiente sobre la probabilidad condicional de la variable respuesta (pobre), se estimó a partir de los modelos probit la contribución conjunta de las demás variables independientes, utilizando los valores medios de las observaciones con el objeto de separar el efecto de cada variable

independiente de interés sobre la probabilidad de ocurrencia de la pobreza tanto monetaria como multidimensional. En este sentido, los resultados obtenidos son coeficientes que se interpretan correctamente como el impacto porcentual sobre la probabilidad de la variable (pobre) de un cambio unitario (o cambio de estado, en el caso de las variables que se han definido) como variables independientes.

### Efectos marginales para el modelo de pobreza monetaria (modelo Logit)

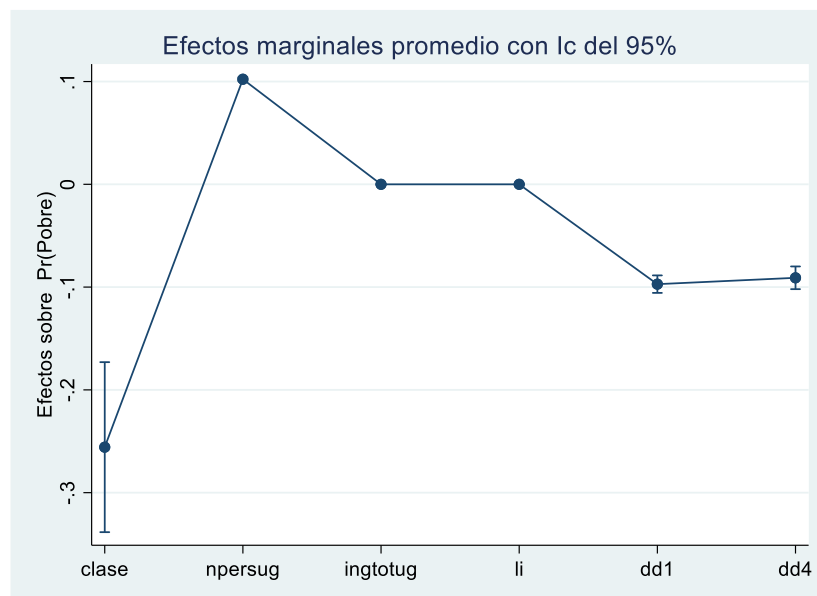
Variable Dependiente = ser pobre (Si=1, No=0)						
<i>i</i>	Pobre	$dy/dx$	Std. Err.	$P >  z $	Intervalo Al 95%	
	Variables				Inferior	Superior
1	Clase	-0.2557219	0.0421965	0.000	-0.3384255	-0.1730183
2	Npersug	0.1022411	0.0010234	0.000	0.1002352	0.104247
3	Ingtotug	-4.15e - 07	4.75e - 09	0.000	-4.24e - 07	-4.06e - 07
4	Li	-7.66e - 06	1.81e - 06	0.000	-0.0000112	-4.10e - 06
5	dd1	-0.0971297	0.0043424	0.000	-0.1056406	-0.0886188
6	dd4	-0.0909571	.0056379	0.000	-0.1020072	-0.079907

Tabla 13. Efectos marginales para el modelo de pobreza monetaria (modelo Logit)

Fuente: Elaboración Propia

Estos efectos marginales sobre el modelo logit de pobreza monetaria expresan:

- El no pertenecer a una cabecera municipal en el departamento de Boyacá explica una disminución de la probabilidad de ser categorizado en 2018 como un hogar con pobreza monetaria en 25.57 %.
- Si el número de personas en la unidad de gasto aumenta en un individuo explica un aumento en la probabilidad de 10.22 % de que un hogar tenga pobreza monetaria.
- Si el Ingreso total de la unidad de gasto antes de imputación de arriendos a propietarios y usufructuarios aumenta en 1%, esto reduce en un 4.15e - 05 % la probabilidad de que una familia se encuentre en pobreza monetaria.
- Si la línea de indigencia para el departamento aumenta en 1%, lo que reduce las probabilidades de que un hogar se encuentre en pobreza monetaria en un 7.66e - 05%.
- El hecho de que una familia no viva en una casa propia y ya pagada aumenta la probabilidad de pobreza monetaria para una familia Boyacense en un 9.71%.
- Si una familia vive en una propiedad en usufructo esto disminuye la probabilidad de que el hogar se encuentre en línea de pobreza monetaria en un 9.09%



Gráfica 6. Curva ROC. Fuente: Elaboración propia

Como se puede evidenciar en la gráfica 6, la variable que explica en mayor medida el cambio en la probabilidad de los hogares boyacenses de ser categorizados como pobres en sentido monetario son el número de personas en la unidad de gasto. Para entender mejor esto se analizará que impacto individual tiene la variable *npersug* para la determinación, de que un hogar boyacense se encuentre en condición de pobreza monetaria.

### Efecto general sobre la variable dependiente dado el número de personas en la unidad de gasto

Número de personas en la unidad de gasto hace referencia a la cantidad de miembros en un hogar boyacense. Efectos de la variable *npersug* sobre los demás determinantes de pobreza monetaria, se analizarán sobre el dominio de esta variable que es de 1 a 13 miembros en un hogar Boyacense.

Variable Dependiente = ser pobre (Si=1, No=0)					
Personas por unidad de gasto	Margen global	Std. Err.	P> z	Intervalo Al 95%	
				Inferior	Superior
1	0.0312074	0.0012583	0.000	0.0287412	0.0336735
2	0.0948896	0.0018213	0.000	0.09132	0.0984593
3	0.1950793	0.0020771	0.000	0.1910082	0.1991504
4	0.3110441	0.0026065	0.000	0.3059355	0.3161527
5	0.4137529	0.0029421	0.000	0.4079865	0.4195193
6	0.4933098	0.0030437	0.000	0.4873442	0.4992753
7	0.5582217	0.0034587	0.000	0.5514427	0.5650007
8	0.6186567	0.0038325	0.000	0.6111452	0.6261682
9	0.6684185	0.0034069	0.000	0.661741	0.675096



10	0.7053064	0.0030026	0.000	0.6994213	0.7111915
11	0.7354588	0.0030407	0.000	0.7294991	0.7414186
12	0.7644299	0.0035434	0.000	0.7574849	0.7713749
13	0.79363	0.0034912	0.000	0.7867873	0.8004726

Tabla 14. Efecto general sobre la variable dependiente dado el número de personas en la unidad de gasto Fuente: Elaboración Propia

El cuadro anterior, muestra claramente que al aumentar el número de personas en la unidad de gasto en un hogar boyacense la probabilidad de que este hogar ingrese en condición de pobreza monetaria aumenta proporcionalmente; es decir entre mayor sea el número de personas en la unidad de gasto del hogar mayor probabilidad tiene este hogar en encontrarse en pobreza monetaria. Tanto es así que se alcanza una probabilidad del 50% de caer en pobreza monetaria alrededor de 6 o más miembros.

### Efectos marginales para el modelo de pobreza multidimensional (modelo Probit)

Variable Dependiente = ser pobre (Si=1, No=0)						
<i>i</i>	Pobre	$dy/dx$	Std. Err.	$P >  z $	Intervalo Al 95%	
	VARIABLES				Inferior	Superior
1	Paredes	0.1053708	0.0468738	0.025	0.0134998	0.1972417
2	Pisos	0.08599	0.0090896	0.000	0.0681746	0.1038053
3	Alcantarillado	0.07738	0.0078258	0.000	0.0620417	0.0927182
4	Acueducto	0.1054733	0.006317	0.000	0.0930921	0.1178544
5	Empleo formal	0.1901468	0.0413424	0.000	0.1091171	0.2711764
6	Desempleo larga duración	0.1724851	0.0067364	0.000	0.1592819	0.1856882
7	Barreras acceso salud	0.1556857	0.0077768	0.000	0.1404435	0.1709279
8	Aseguramiento salud	0.1591987	0.0073223	0.000	0.1448473	0.1735501
9	Trabajo infantil	0.0940769	0.0137784	0.000	0.0670717	0.121082
10	Atención integral	0.0743096	0.0116753	0.000	0.0514264	0.0971928
11	Inasistencia escolar	0.0666626	0.0170659	0.000	0.0332141	0.1001111
12	Rezago escolar	0.1078813	0.0065072	0.000	0.0951275	0.1206351
13	alfabetismo	0.2320244	0.0066333	0.000	0.2190233	0.2450255

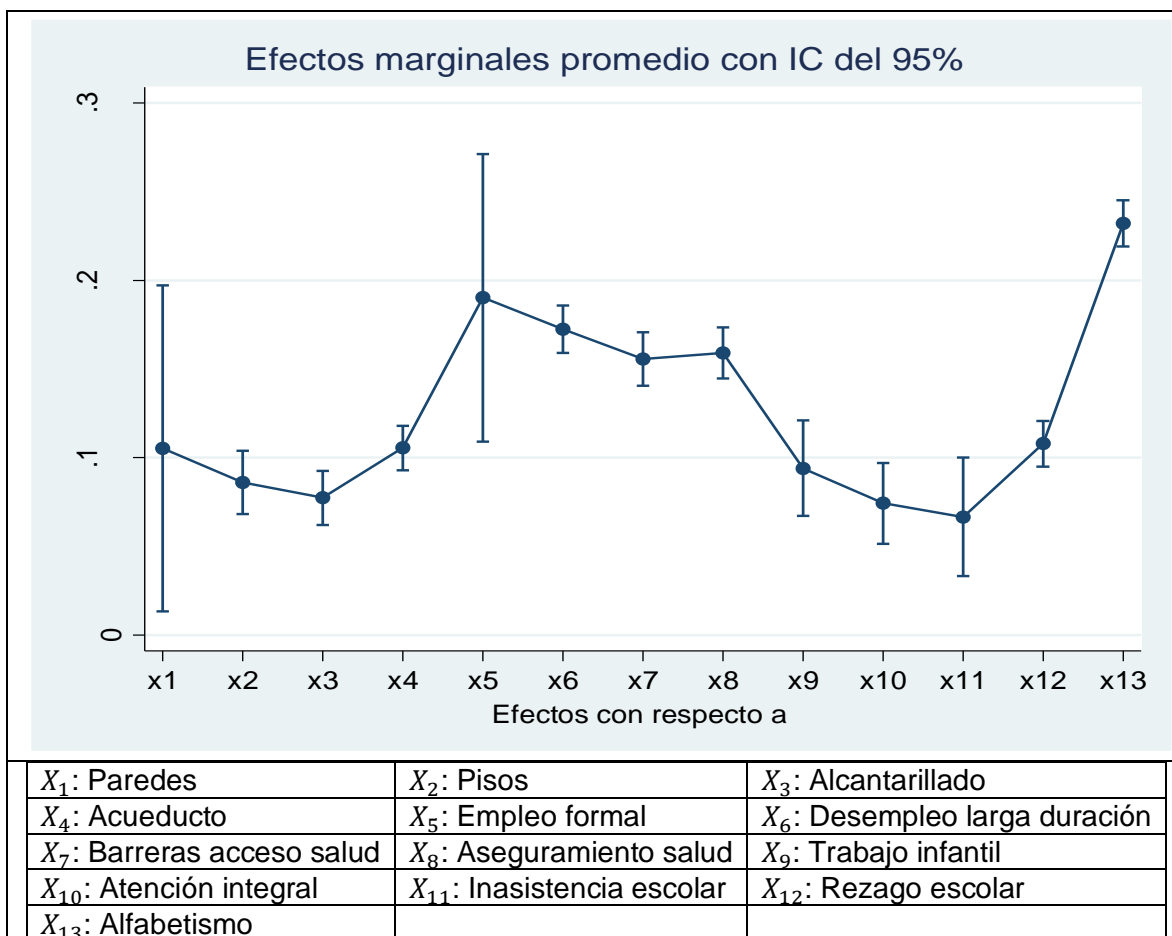
Tabla 15. Efectos marginales para el modelo de pobreza multidimensional (modelo Probit) Fuente: Elaboración Propia

Estos efectos marginales sobre el modelo logit de pobreza multidimensional expresan:

- La privación por el inadecuado material de paredes exteriores explica un aumento en la probabilidad de ser categorizado en 2018 como un hogar pobre en 10.53 %.

- La privación por inadecuado material de pisos explica un aumento en la probabilidad de ser hogar pobre en 8.59 %.
- La privación por inadecuada eliminación de excretas explica el aumento en la probabilidad de ser pobre en 7.73 %.
- No acceder a fuentes de agua mejorada explica el aumento en la probabilidad de ser un hogar pobre en 10.54.
- No tener un empleo formal explica el aumento en la probabilidad de ser pobre en 19,0 %, mientras el desempleo de larga duración la explica en 17.24 %.
- Las privaciones para acceder a servicios de salud, así como el no aseguramiento en salud explican el aumento en la probabilidad de los hogares de categorizarse como pobre en 15.56 % y 15.91 %, respectivamente.
- El trabajo infantil en el hogar explica el aumento en la probabilidad en 9.40 %.
- La privación de los hogares a servicios de atención integral explica el aumento en la probabilidad de ser pobre en 7.43 %.
- La inasistencia y el rezago escolares en el hogar explican el aumento en la probabilidad de ser pobres en 6.66 % y 10.75 %, respectivamente.
- Finalmente, el analfabetismo en el hogar de los boyacenses en 2018 explica un aumento de 23.20 % en la probabilidad de ser categorizado como un hogar pobre.

Grafica de efectos marginales:



Gráfica 7: Efectos Marginales. Fuente: Elaboración propia

Es fácil observar que las dos variables más significativas son Alfabetismo y Empleo formal. Por otro lado, las variables con un efecto menor son la inasistencia escolar, la atención integral y el acceso a alcantarillado. Adicionalmente, las dos variables más volátiles son Paredes y Empleo formal. Es importante tener en cuenta que la volatilidad en mención es relevante, toda vez que es más complejo prever la magnitud de los efectos derivado de las intervenciones de política pública enfocadas en este grupo de variables, en donde el rango de los intervalos de confianza es amplio, respecto a los demás regresores. En ese sentido, aunque no se propone descarta acciones de política en estas áreas, sí es indispensable analizarlas con mayor detalle.

Aunque la variable empleo formal tiene una alta volatilidad, se analizarán sus efectos marginales individuales, ya que también es alta hacia arriba. En otras palabras, si se aborda con una combinación de políticas óptimas, se podrían tener efectos significativos rápidos en la reducción de la pobreza multidimensional. En la práctica las políticas de reducción de pobreza no son focales, es decir, centradas en un solo problema, sino producto de una

combinación de medidas encaminadas a tratar las variables y factores económicos que más incidan en su disminución. Bajo esta perspectiva, lo ideal sería invertir en una combinación de variables que se encuentran relativamente en el mismo nivel, tales como  $X_5$ ,  $X_6$ ,  $X_7$ ,  $X_8$  y  $X_{13}$

Para entender mejor esto se analizará qué impacto individual tienen las variables de mayor impacto neto para la determinación del estado de pobreza multidimensional en un hogar boyacense. Cabe anotar que los abordajes a realizar serán hechos sin tener el grado de volatilidad de las variables.

### 3.3.3 Los efectos marginales para alfabetismo

Esta variable hace referencia a la condición o grado de manejo de la lectura y la escritura que tiene un hogar en el departamento de Boyacá; un grupo familiar que no posea las condiciones de alfabetismo mínimas se calificara como 1. Los efectos de esta variable sobre los demás determinantes de pobreza son los siguientes:

Variable Independiente = alfabetismo (Si=0, No=1)			
i	Pobre	dy/dx	
		0	1
	Alfabetismo		
	Variables		
1	Paredes	0.0966369	0.2541888
2	Pisos	0.0788625	0.207436
3	Alcantarillado	0.0709662	0.1866658
4	Acueducto	0.0967309	0.2544361
5	Empleo formal	0.174386	0.4586963
6	Desempleo larga duración	0.1581883	0.4160905
7	Barreras acceso salud	0.1427814	0.375565
8	Aseguramiento salud	0.1460032	0.3840394
9	Trabajo infantil	0.0862791	0.2269442
10	Atención integral	0.0681503	0.1792591
11	Inasistencia escolar	0.0611371	0.160812
12	Rezago escolar	0.0989393	0.260245
13	Alfabetismo	0.2127926	0.5597189

Tabla 16. Efectos de la variable alfabetismo sobre los demás determinantes de pobreza (modelo Probit). Fuente: Elaboración Propia

Los coeficientes de estos efectos marginales representan la proporción que tiene la ausencia de cada variable sobre la probabilidad de ser pobre. Es de resaltar que no importa qué valor tome la variable alfabetismo siempre tendrá un impacto al alza sobre la probabilidad de ser pobre. El efecto general sobre la variable dependiente dado el grado de alfabetismo fue el siguiente:

Alfabetismo	Margen global	Std. Err.	P> z	Intervalo Al 95%	
				Inferior	Superior
0	0.0856824	0.0030387	0.000	0.0797266	0.0916381
1	0.5633062	0.0163643	0.000	0.5312328	0.5953796

Tabla 17. Efecto general sobre la variable dependiente dado el grado de alfabetismo

Se puede concluir que las probabilidades condicionales están dadas por:

$$\Pr(\text{Pobre}/\text{alfabetismo} = 0) = 0.0856824 = 8.5684\%$$

Y

$$\Pr(\text{Pobre}/\text{alfabetismo} = 1) = 0.5633062 = 56.33062\%$$

Esto indica claramente que existe una relación muy significativa (demasiado alta) entre la probabilidad de que un hogar se encuentre en línea de pobreza multidimensional y el nivel de alfabetismo en la que se encuentre. Si el hogar no posee condiciones mínimas de alfabetismo, tiene una probabilidad del 56.33% de encontrarse en línea de pobreza; pero en un hogar alfabetizado, la probabilidad de que se encuentre en línea de pobreza se reduce al 8.57%.

Los resultados anteriores reafirman el hecho de que el principal determinante de la pobreza multidimensional para los hogares en el departamento de Boyacá es el *alfabetismo*. Esto debido al impacto condicional que tiene sobre la probabilidad de pertenecer a la línea de pobreza, además de su grado de variabilidad reducido, la convierte en un buen instrumento de políticas de control sobre la pobreza multidimensional.

### 3.3.4. Los efectos marginales para empleo formal

La variable *empleo formal* hace referencia a que en un hogar, al menos algún integrante de se encuentra trabajando mediante la celebración de un contrato de trabajo entre el trabajador y el empleador que se ajuste a los requisitos de la ley. Los efectos de la variable sobre los demás determinantes de pobreza son los siguientes:

Variable Independiente = Empleo formal (Si=0, No=1)			
i	Pobre	$dy/dx$	
		0	1
	Empleo formal		
	Variables		
1	Paredes	0.0341513	0.1184349
2	Pisos	0.0278699	0.0966513
3	Alcantarillado	0.0250793	0.0869737
4	Acueducto	0.0341845	0.1185501
5	Empleo formal	0.0616277	0.2137217
6	Desempleo larga duración	0.0559034	0.1938702
7	Barreras acceso salud	0.0504587	0.174988
8	Aseguramiento salud	0.0515973	0.1789366
9	Trabajo infantil	0.0304909	0.1057408
10	Atención integral	0.0240842	0.0835227
11	Inasistencia escolar	0.0216058	0.0749276
12	Rezago escolar	0.034965	0.1212567
13	Alfabetismo	0.0752005	0.2607914

Tabla 18. Efectos de la variable empleo formal sobre los demás determinantes de pobreza. Fuente: Elaboración Propia

Los coeficientes de estos efectos marginales representan la proporción que tiene la ausencia de cada variable sobre la probabilidad de ser pobre, dada la condición en que se encuentra un hogar con respecto al empleo formal. Se resalta nuevamente el hecho de que la probabilidad de caer en línea de pobreza siempre es positiva independientemente del valor que tome la variable empleo formal. El efecto general sobre la variable dependiente es éste:

Empleo formal	Margen global	Std. Err.	P> z	Intervalo AI 95%	
				Inferior	Superior
0	0.0320051	0.0133444	0.016	0.0058507	0.0581596
1	0.1619083	0.0032751	0.000	0.1554893	0.1683274

Tabla 19. Efecto general sobre la variable dependiente dado la condición de empleo formal. Fuente: Elaboración Propia

De la tabla anterior es posible extraer las probabilidades condicionales:

$$\Pr(\text{Pobre}/\text{empleo formal} = 0) = 0.0320051 = 3.20051\%$$

Y

$$\Pr(\text{Pobre}/\text{empleo formal} = 1) = 0.1619083 = 16.19083\%$$

Los impactos de la variable empleo formal sobre la pobreza multidimensional, se pueden entender de la siguiente manera: si un hogar Boyacense se encuentra clasificado con empleo formal, posee el 3.2% de posibilidades de ser un hogar pobre, y si no posee esta condición hay un 16.19% de probabilidades de encontrarse en línea de pobreza multidimensional.

Por otro lado se puede inferir que, aunque el efecto que tiene esta variable sobre la condición de pobreza es significativo, es mucho menor al impacto que posee la variable alfabetismo. El empleo formal posee un alto grado de variabilidad, lo que indica que es una variable poco controlable dentro de los determinantes de pobreza del departamento de Boyacá.

### 3.3.5. Factor de Expansión

Según la *tabla 20*, se evidencia no hay cambios significativos al correr el modelo con el factor de expansión, se resalta que los parámetros estimados no cambian y los niveles de significancia son altos, por lo que se concluye que no hay necesidad de usar factores de expansión para los modelos trabajados.

```
. logit pobre clase npersug ingtotug li ddl dd4 [fw= w]
```

```
Iteration 0: log likelihood = -1.731e+18
Iteration 1: log likelihood = -1.348e+18
Iteration 2: log likelihood = -7.398e+17
Iteration 3: log likelihood = -4.840e+17
Iteration 4: log likelihood = -3.886e+17
Iteration 5: log likelihood = -3.849e+17
Iteration 6: log likelihood = -3.848e+17
Iteration 7: log likelihood = -3.848e+17
Iteration 8: log likelihood = -3.848e+17
```

```
Logistic regression          Number of obs   =  4.142e+18
                             LR chi2(4)       =  2.69e+18
                             Prob > chi2            =  0.0000
Log likelihood = -3.848e+17   Pseudo R2       =  0.7777
```

pobre	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
clase	-8.972102	8.79e-08	-1.0e+08	0.000	-8.972102 -8.972102
npersug	3.540573	6.19e-09	5.7e+08	0.000	3.540573 3.540573
ingtotug	-.000014	2.48e-14	-5.7e+08	0.000	-.000014 -.000014
li	-.0002984	3.69e-12	-8.1e+07	0.000	-.0002984 -.0002984
ddl	-3.457155	8.89e-09	-3.9e+08	0.000	-3.457155 -3.457155
dd4	-3.436508	1.07e-08	-3.2e+08	0.000	-3.436508 -3.436508
_cons	46.51929	5.45e-07	8.5e+07	0.000	46.51928 46.51929

*Tabla 20. Factor de Expansión. Fuente: Elaboración Propia*

## CAPITULO IV: CONCLUSIONES

Los resultados del estudio de la pobreza en Boyacá son consistentes con la literatura especializada sobre el tema. Más allá de una medida netamente centrada en los ingresos, existen una serie de limitaciones en el acceso a condiciones materiales de bienestar que impiden a los hogares entrar en una senda de progreso. En consecuencia, estos factores tienden a transmitir las condiciones de vulnerabilidad entre generaciones.

Los resultados para Boyacá en 2018 evidencian la importancia de focalizar intervenciones de política pública en la promoción de empleo formal, así como en el avance en la alfabetización de la población, toda vez que la configuración de éstas dos condiciones al interior de los hogares, ya sea en forma individual como conjunta, condiciona significativamente su probabilidad de ser categorizados como población pobre en términos multidimensionales. En términos de pobreza multidimensional es indispensable conocer la magnitud en la que cada componente (aproximado vía las variables incluidas en la especificación del modelo econométrico) explica la variabilidad en la probabilidad de ser categorizado como un hogar en condición de pobreza. Aunque las intervenciones de política pública deben comprender la totalidad de las dimensiones, el ejercicio presentado en el documento permite inferir que, en un escenario de restricción presupuestas, la inversión en promoción del empleo formal y alfabetización permitiría obtener una mayor tasa de retorno, calculada a partir del efecto sobre la probabilidad de un hogar de ser pobre o no.

Los datos analizados son un corte transversal, lo cual permite identificar la interacción de una serie variables explicativas, cuya relevancia para explicar el cambio en la probabilidad de los hogares boyacenses de ser categorizados bajo un estándar de pobreza multidimensional fue establecida, en un punto en el tiempo determinado. Complementar éste valioso ejercicio con futuras investigaciones que, si la disponibilidad de datos lo permite, incluyan un panel de datos, permitirá evaluar el comportamiento de estas variables en el tiempo con el fin de adquirir más evidencia para la toma de decisiones de política pública.

En términos de política pública, los resultados demuestran la conveniencia de focalizar las intervenciones en los sectores de educación y trabajo que, dicho sea de paso, suelen estar relacionados, toda vez que la literatura especializada ha demostrado que los ingresos futuros de los hogares, así como la probabilidad de sus integrantes de acceder a condiciones de trabajo dignas, están determinadas, entre otros, por los años de educación recibidos en diferentes etapas del desarrollo humano. Al respecto es necesario tener en cuenta que no todas las inversiones en educación tienen el mismo retorno, pues los efectos marginales son heterogéneos.

Es fácil observar que las dos variables más significativas son Alfabetismo y Empleo formal. Por otro lado las que menos efecto tienen en la determinación de la pobreza multidimensional para Boyacá son la inasistencia escolar, la atención integral y el acceso a alcantarillado, además de resaltar que las dos variables más volátiles son Paredes y Empleo formal. Esta volatilidad es supremamente importante, pues intentar controlar la pobreza multidimensional en variables con estas características podría no tener ningún



efecto evidente. El desarrollo de una política de impacto sobre ellas puede ser ineficiente pues el shock sobre las mismas sería absorbido por el tamaño de su intervalo de confianza.

Los resultados del análisis de la pobreza en Boyacá evidencian el potencial de la alfabetización como mecanismos de lucha contra la pobreza en el departamento. Es una oportunidad para la toma de decisiones de política pública, toda vez que este tipo de intervenciones son costo efectivas, dado el retorno que tendría, en el mediano y largo plazo, en el nivel de bienestar de los individuos. Alcanzar el 100 % de alfabetización en el departamento debería ser el punto de partida.

A partir de la construcción del modelo Probit se concluye que el principal determinante de la pobreza multidimensional para los hogares en el departamento de Boyacá es el alfabetismo. Esto debido al impacto condicional que tiene sobre la probabilidad de pertenecer a la línea de pobreza, además de su grado de variabilidad reducido, la convierte en un buen instrumento de políticas de control sobre la pobreza multidimensional.

La variable empleo formal sobre la pobreza multidimensional, se puede entender de la siguiente manera, si un hogar Boyacense se encuentra clasificado con empleo formal posee el 3.2% de posibilidades de ser un hogar pobre; mientras que si no posee esta condición tiene un 16.19% de probabilidades de encontrarse en línea de pobreza multidimensional. Por otro lado se puede inferir que aunque el efecto que tiene esta variable sobre la condición de pobreza es significativo; es mucho menor al impacto que posee la variable alfabetismo, por otro lado esta variable posee un alto grado de variabilidad, lo que indica que es una variable poco controlable dentro de los determinantes de pobreza del departamento de Boyacá. Es de resaltar que no importa qué valor tome la variable alfabetismo, siempre tendrá un impacto al alza sobre la probabilidad de ser pobre.

Según el modelo de pobreza monetaria construido y estudiado, una de las variables más influyentes para explicar el cambio en la categorización de un hogar como pobre o no es la tenencia de vivienda. No obstante, dado que correlación no es igual que causalidad y, para efectos de este documento no existe análisis contrafactual, no posible establecer si acceder a un activo como la vivienda determina que un hogar sea pobre o no. Aun así, sí es posible identificar que la tenencia de vivienda es una característica que tiende a acompañar a los hogares categorizados como no pobres. En ese sentido, la relación entre tenencia de vivienda propia y pobreza es un área de estudio que debe profundizarse con el objetivo de establecer si las políticas públicas de vivienda como el fomento de una adquisición con posible pago al 100% de deudas relacionadas es una estrategia efectiva de lucha contra la pobreza.

La incidencia de la variable clase en la pobreza monetaria es un asunto de especial cuidado. Vivir en la cabecera o en la zona rural de cierta manera es determinante, pero no existe un alto efecto. Una posible explicación de este resultado podría ser la gran extensión del campo en Boyacá. Algo muy distinto se puede afirmar del número de integrantes del núcleo familiar. Indiscutiblemente los hogares que más tienen individuos en su unidad de gasto, o posean más integrantes que no aportan al ingreso del hogar, tienen la gran posibilidad de caer en la línea de pobreza.

Comparando las probabilidades de pobreza multidimensional y pobreza monetaria, según los modelos, pobreza multidimensional (15,4%) y pobreza monetaria (15,65%) las dos por debajo de la línea nacional, tienden a tener un comportamiento similar. Con el estudio efectuado, se logra dar respuesta a la pregunta de investigación planteada, por medio del análisis descriptivo y de la realización del modelo econométrico que parte desde las cifras y variables de la pobreza multidimensional del año 2018 para el Departamento de Boyacá.

## BIBLIOGRAFÍA

- Arbeláez, L. (2018). Boyacá redujo su pobreza en más de 39 puntos porcentuales. Artículo de la revista *Semana* encontrado el 30 de agosto de 2020 en: <https://www.semana.com/contenidos-editoriales/boyaca-todo-nace-aqui/articulo/boyaca-redujo-su-pobreza-en-mas-de-39-puntos-porcentuales/578296/>
- Cuaresma, J., Fengler, W., Hengameh, B., & Michael, B. (2018). *Will the Sustainable Development Goals be fulfilled? Assessing present and future global poverty*. Palgrave Communications.
- Cuenca, N., & Chavarro Miranda, F. (2008). Pobreza y desarrollo económico: una aproximación al análisis multidimensional. Universidad de Medellín, Semestre Económico, 37.
- DANE. (2018). *Pobreza Monetaria Boyacá*. Bogotá: DANE.
- DANE (2019). *Pobreza monetaria y multidimensional*. Bogotá D.C: DANE.
- DANE (2019). *Boletín Técnico de pobreza Pobreza Monetaria en Colombia 2018*. Bogotá D.C: DANE.
- DNP. (2017). *Pobreza monetaria y multidimensional departamental: necesidades de políticas publicas diferentes*. DNP, 13.
- Foster, J., & Alkire, S. (2015). *The Alkire-Foster Counting Methodology*. En J. Foster, S. Alkire, S. Seth, M. E. Santos, J. Roche, & P. Ballo, *Multidimensional Poverty Measurement and Analysis*. Oxford: Oxford University Press.
- Haralambos, M., Holborn, M., & Heald, R. (2007). *Sociology: Themes and perspectives* (6° ed.). London: Harpercollins.
- Miranda, C. J. (2008). *Pobreza y desarrollo económico, una aproximación al análisis institucional*. Revista Semestre Economico, Unversidad de Medellín.
- Our World in Data. (5 de September de 2020). Obtenido de <https://ourworldindata.org/>
- Pérez, G. J. (2005). *Dimensión espacial de la pobreza en Colombia*. Banco de la República, 54.

- Rojas, A. J. (2005). La geografía poblacional venezolana entre dos censos: un final de siglo y el comienzo de otro. Universidad de Merida, Revista Geográfica Venezolana, 42.
- Sen, A. (1981). Poverty and Famines: An Essay on Entitlement and Deprivation. New York: Oxford University Press.
- Schaffner, J. (2013). Development Economics: Theory, Empirical Research, and Policy Analysis. Wiley
- Sen, A. & Anand, S. (2000). Human development and economic sustainability. World Development 28 (12), pp. 2029-2049
- World Data Lab. (09 de Noviembre de 2020). World Poverty Clock. Obtenido de World Poverty Clock:<http://worldpoverty.io/index.html>

## CAPITULO VI: ANEXOS

### Variables de los modelos

**Tabla 1. Variables seleccionadas para la especificación del modelo econométrico de pobreza monetaria.**

Nombre de Variable	Etiqueta	Pregunta
Clase	Clase	Clase: 0 cabecera 1 resto
P5000	Incluyendo sala-comedor ¿de cuántos cuartos en total dispone este hogar?	Incluyendo sala-comedor ¿de cuántos cuartos en total dispone este hogar?
P5090	La vivienda ocupada por este hogar es:	La vivienda ocupada por este hogar es: a. Propia, totalmente pagada b. Propia, la están pagando c. En arriendo o subarriendo d. En usufructo e. Posesión sin título (ocupante f. Otra
P5140	¿Cuánto pagan mensualmente por arriendo?	¿cuánto pagan mensualmente por arriendo? excluya el pago de administración y/o celaduría valor \$ _____
Nper	Personas en el hogar	Número de personas en el hogar
Npersug	Número de personas en la unidad de gasto	Número de personas en la unidad de gasto
Ingtotug	Ingreso total de la unidad de gasto antes de imputación de arriendo a propietarios y usufructuarios	Ingreso total de la unidad de gasto antes de imputación de arriendos a propietarios y usufructuarios
Ingtotugarr	Ingreso total de la unidad de gasto con imputación de arriendo a propietarios y usufructuarios	Ingreso total de la unidad de gasto con imputación de arriendo a propietarios y usufructuarios
Li	Línea de indigencia	Línea de indigencia
Lp	Línea de pobreza	Línea de pobreza
Pobre	Pobre=1 No pobre=0	Pobre=1 No pobre=0

**Fuente: Censo Nacional de Población y Vivienda 2018. DANE**

**Tabla 2: variables seleccionadas para la especificación del modelo econométrico de pobreza multidimensional.**

Nombre de Variable	Etiqueta	Pregunta
P5010	¿en cuántos de esos cuartos duermen las personas de este hogar?	¿en cuántos de esos cuartos duermen las personas de este hogar?
P8526	¿con qué tipo de servicio sanitario cuenta el hogar?	¿con qué tipo de servicio sanitario cuenta el hogar? 1 inodoro conectado al alcantarillado 2 Inodoro conectado a pozo séptico 3 Inodoro sin conexión 4 Letrina 5 Bajamar 6 No tiene servicio sanitario
P8530	El agua para preparar los alimentos, la obtienen principalmente de:	El agua para preparar los alimentos, la obtienen principalmente de: 1 Acueducto público 2 Acueducto comunal o veredal 3 Pozo con bomba 4 Pozo sin bomba, jagüey 5 Agua lluvia 6 Rio, quebrada, manantial o nacimiento 7 Pila pública 8 Carrotanque 9 Aguatero 10 Agua embotellada o en bolsa
paredes	Privación por inadecuado material de paredes exteriores	Privación por inadecuado material de paredes exteriores 0 No privación 1 Privación
pisos	Privación por inadecuado material de pisos	Privación por inadecuado material de pisos 0 No privación 1 Privación
alcantarillado	Privación por inadecuada eliminación de excretas	Privación por inadecuada eliminación de excretas 0 No privación 1 Privación
acueducto	Privación por no acceso a fuente de agua mejorada	Privación por no acceso a fuente de agua mejorada 0 No privación 1 Privación
Empleo formal	Privación por Tasa de Empleo Formal	Privación por Tasa de Empleo Formal 0 No privación 1 Privación
Desempleo larga duración	Privación por Desempleo de Larga Duración	Privación por Desempleo de Larga Duración 0 No privación 1 Privación
Barreras acceso salud	Privación por barreras de acceso a salud	Privación por barreras de acceso a salud 0 No privación 1 Privación
Aseguramiento salud	Privación por no aseguramiento en salud	Privación por no aseguramiento en salud 0 No privación 1 Privación
Trabajo infantil	Privación por Trabajo Infantil	Privación por Trabajo Infantil 0 No privación 1 Privación

Atención integral	Privación por Atención Integral a la Primera Infancia	Privación por Atención Integral a la Primera Infancia 0 No privación 1 Privación
Inasistencia escolar	Privación por Inasistencia Escolar	Privación por Inasistencia Escolar 0 No privación 1 Privación
Rezago escolar	Privación por rezago escolar	Privación por rezago escolar 0 No privación 1 Privación
Alfabetismo	Privación por Analfabetismo	Privación por Analfabetismo 0 No privación 1 Privación
Logro educativo	Privación por Bajo Logro Educativo	Privación por Bajo Logro Educativo 0 No privación 1 Privación
Personas	¿Cuántas personas componen este hogar?	¿Cuántas personas componen este hogar?
Pobre	Pobre	Pobre 0 No pobre 1 Pobre

**Fuente: Censo Nacional de Población y Vivienda 2018. DANE**

## MODELO ECONÓMÉRICO

### 1. Modelos iniciales pobreza monetaria según la metodología Backward stepwise:

Modelo lineal						
Source	SS	df	MS			
Model	139.991035	8	17.4988793	F(8, 3616)	=	130.88
Residual	483.457241	3,616	.133699458	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.2245
				Adj R-squared	=	0.2228
Total	623.448276	3,624	.172033189	Root MSE	=	.36565
pobre	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
clase	.6996797	.5076601	1.38	0.168	-.295649	1.695008
p5000	-.0392108	.0069781	-5.62	0.000	-.0528921	-.0255295
p5140	-7.22e-08	2.57e-08	-2.81	0.005	-1.23e-07	-2.18e-08
nper	-.0624796	.0734804	-0.85	0.395	-.2065468	.0815875
npersug	.162158	.0734723	2.21	0.027	.0181067	.3062092
ingtotug	-7.77e-08	3.62e-09	-21.45	0.000	-8.48e-08	-7.06e-08
ingtotugarr	0	(omitted)				
li	3.51e-06	9.02e-06	0.39	0.697	-.0000142	.0000212
lp	6.64e-06	3.06e-06	2.17	0.030	6.49e-07	.0000126
dd1	0	(omitted)				
dd2	0	(omitted)				
dd3	0	(omitted)				
dd4	0	(omitted)				
dd5	0	(omitted)				
_cons	-2.762521	2.328697	-1.19	0.236	-7.328211	1.803169

<b>Modelo Probit</b>		Probit regression				Number of obs = 3,625	
Log likelihood = -125.63409						LR chi2(8) = 3575.13	
						Prob > chi2 = 0.0000	
						Pseudo R2 = 0.9343	
pobre	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]		
clase	2.742171	7.868278	0.35	0.727	-12.67937	18.16371	
p5000	.0012622	.1192243	0.01	0.992	-.2324131	.2349376	
p5140	4.40e-07	6.95e-07	0.63	0.526	-9.22e-07	1.80e-06	
nper	-.8715332	52.21484	-0.02	0.987	-103.2107	101.4677	
npersug	6.762822	52.21608	0.13	0.897	-95.57882	109.1045	
ingtotug	-.0000218	1.56e-06	-13.96	0.000	-.0000248	-.0000187	
ingtotugarr	0	(omitted)					
li	.0000634	.0001329	0.48	0.633	-.000197	.0003239	
lp	.0000877	.000049	1.79	0.073	-8.34e-06	.0001838	
ddl	0	(omitted)					
dd2	0	(omitted)					
dd3	0	(omitted)					
dd4	0	(omitted)					
dd5	0	(omitted)					
_cons	-34.64935	35.8182	-0.97	0.333	-104.8517	35.55304	

<b>Modelo Logit</b>		Logistic regression				Number of obs = 3,625	
Log likelihood = -105.95051						LR chi2(8) = 3614.50	
						Prob > chi2 = 0.0000	
						Pseudo R2 = 0.9446	
pobre	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]		
clase	.15222	15.77895	0.01	0.992	-30.77396	31.0784	
p5000	.0324529	.2454003	0.13	0.895	-.4485229	.5134288	
p5140	-2.71e-07	1.33e-06	-0.20	0.839	-2.89e-06	2.34e-06	
nper	-3.584028	673.1675	-0.01	0.996	-1322.968	1315.8	
npersug	17.99072	673.1687	0.03	0.979	-1301.396	1337.377	
ingtotug	-.0000524	5.13e-06	-10.21	0.000	-.0000624	-.0000423	
ingtotugarr	0	(omitted)					
li	.0000948	.0002669	0.36	0.722	-.0004283	.0006179	
lp	.0001694	.0000988	1.71	0.086	-.0000243	.0003631	
ddl	0	(omitted)					
dd2	0	(omitted)					
dd3	0	(omitted)					
dd4	0	(omitted)					
dd5	0	(omitted)					
_cons	-58.44044	72.14506	-0.81	0.418	-199.8422	82.96127	

- **Modelos iniciales pobreza multidimensional según la metodología Backward stepwise:**



Modelo lineal		Source	SS	df	MS	Number of obs	=	3,027
Model	239.55585	26	9.21368655		F(26, 3000)	=	174.01	
Residual	158.845207	3,000	.052948402		Prob > F	=	0.0000	
					R-squared	=	0.6013	
					Adj R-squared	=	0.5978	
Total	398.401057	3,026	.131659305		Root MSE	=	.23011	

	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
pobre						
p5010	-.0161953	.0075437	-2.15	0.032	-.0309865	-.001404
personas	.0087301	.0047393	1.84	0.066	-.0005626	.0180228
paredes	.161708	.0819053	1.97	0.048	.0011117	.3223043
pisos	.2100938	.0204864	10.26	0.000	.169925	.2502626
alcantarillado	.1138272	.0726861	1.57	0.117	-.0286923	.2563467
acueducto	.0920121	.0544944	1.69	0.091	-.0148381	.1988623
empleo_formal	.0311707	.011159	2.79	0.005	.0092906	.0530508
desempleo_larga_duracion	.2346349	.0118409	19.82	0.000	.2114177	.257852
barreras_acceso_salud	.2656034	.017559	15.13	0.000	.2311745	.3000323
aseguramiento_salud	.3015039	.0169601	17.78	0.000	.2682492	.3347586
trabajo_infantil	.2543355	.0348101	7.31	0.000	.1860813	.3225896
atencion_integral	.0936105	.0210832	4.44	0.000	.0522716	.1349495
inasistencia_escolar	.1710346	.0371167	4.61	0.000	.0982579	.2438112
rezago_escolar	.1191774	.0117184	10.17	0.000	.0962005	.1421544
alfabetismo	.5766001	.0137148	42.04	0.000	.5497087	.6034915
d1	-.0478856	.0716522	-0.67	0.504	-.188378	.0926068
d2	-.0098898	.0699714	-0.14	0.888	-.1470865	.1273069
d3	.0603641	.0310132	1.95	0.052	-.0004451	.1211734
D1	-.0108287	.0287866	-0.38	0.707	-.0672721	.0456148
D2	-.0367483	.0340575	-1.08	0.281	-.1035268	.0300302
D3	-.0014575	.0724896	-0.02	0.984	-.1435919	.1406768
D4	.0363265	.0535937	0.68	0.498	-.0687576	.1414105
D5	.087062	.0759121	1.15	0.252	-.0617829	.235907
D6	.0237537	.0554483	0.43	0.668	-.0849669	.1324743
D7	-.1284859	.1714454	-0.75	0.453	-.4648482	.2074765
D8	-.1085914	.0881402	1.23	0.218	-.0642	.2814127
_cons	-.0504582	.0785567	-0.64	0.521	-.2044887	.1035723

Modelo Probit		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
pobre							
p5010	-.2094782	.1238591	-1.69	0.091	-.4522377	.0332812	
personas	.0763617	.0655146	1.17	0.244	-.0520445	.2047679	
paredes	3.002269	1.104308	2.72	0.007	.8378653	5.166673	
pisos	1.992499	.2455155	8.12	0.000	1.511297	2.473701	
alcantarillado	.282001	1.208764	0.23	0.816	-2.087133	2.651136	
acueducto	2.278475	.7012612	3.25	0.001	.9040278	3.652921	
empleo_formal	3.999858	.9854371	4.06	0.000	2.068437	5.93128	
desempleo_larga_duracion	4.138814	.2768401	14.95	0.000	3.596217	4.68141	
barreras_acceso_salud	3.967394	.2852315	13.91	0.000	3.408351	4.526437	
aseguramiento_salud	3.999152	.2872626	13.92	0.000	3.436127	4.562176	
trabajo_infantil	2.172762	.3359398	6.47	0.000	1.51441	2.831114	
atencion_integral	1.764456	.3063036	5.76	0.000	1.164112	2.3648	
inasistencia_escolar	1.644118	.3881184	4.24	0.000	.8834204	2.404816	
rezago_escolar	2.675238	.2440706	10.96	0.000	2.196868	3.153607	
alfabetismo	5.388537	.3298055	16.34	0.000	4.74213	6.034944	
d1	-2.017654	1.199607	-1.68	0.093	-4.36884	.3335313	
d2	-.9513907	1.184786	-0.80	0.422	-3.273528	1.370747	
d3	.5409888	.3405035	1.59	0.112	-.1263857	1.208363	
D1	.70776	.5905056	1.20	0.231	-.4496097	1.86513	
D2	.707928	.6728143	1.05	0.293	-.6107638	2.02662	
D3	1.231738	.9769206	1.26	0.207	-.6829909	3.146467	
D4	.6050049	.6308361	0.96	0.338	-.6314111	1.841421	
D5	2.351901	1.290715	1.82	0.068	-.1778533	4.881655	
D6	.3069727	.6388035	0.48	0.631	-.9450591	1.559005	
D7	0	(omitted)					
D8	1.046265	.9440439	1.11	0.268	-.8040266	2.896557	
_cons	-9.827691	1.741761	-5.64	0.000	-13.24148	-6.413902	

Modelo Logit		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
pobre							
p5010	-.4555121	.2332603	-1.95	0.051	-.9126938	.0016697	
personas	.1660959	.130149	1.28	0.202	-.0889914	.4211832	
paredes	5.669913	2.238758	2.53	0.011	1.282027	10.0578	
pisos	3.615409	.4478912	8.07	0.000	2.737559	4.49326	
alcantarillado	.6799815	2.190341	0.31	0.756	-3.613008	4.972971	
acueducto	4.231587	1.279035	3.31	0.001	1.724724	6.738449	
empleo_formal	7.516663	2.002228	3.75	0.000	3.592367	11.44096	
desempleo_larga_duracion	7.76022	.5627829	13.79	0.000	6.657186	8.863254	
barreras_acceso_salud	7.425592	.5775043	12.86	0.000	6.293705	8.55748	
aseguramiento_salud	7.49453	.5795784	12.93	0.000	6.358577	8.630483	
trabajo_infantil	3.877501	.6550923	5.92	0.000	2.593544	5.161458	
atencion_integral	3.541247	.6246817	5.67	0.000	2.316893	4.7656	
inasistencia_escolar	3.010879	.7072564	4.26	0.000	1.624462	4.397076	
rezago_escolar	5.009261	.4804988	10.43	0.000	4.067501	5.951021	
alfabetismo	9.994536	.6675317	14.97	0.000	8.686198	11.30287	
d1	-3.757696	2.178356	-1.73	0.085	-8.027196	.5118038	
d2	-1.629189	2.146314	-0.76	0.448	-5.835888	2.577509	
d3	.9945444	.6272631	1.59	0.113	-.2348686	2.223957	
D1	1.490587	1.032306	1.44	0.149	-.5326949	3.513869	
D2	1.526552	1.186088	1.29	0.198	-.7981373	3.851241	
D3	2.337599	1.690747	1.38	0.167	-.9762042	5.651402	
D4	1.235292	1.119277	1.10	0.270	-.9584511	3.429035	
D5	4.41847	2.680069	1.65	0.099	-.8343689	9.67131	
D6	.7786673	1.138122	0.68	0.494	-1.452012	3.009346	
D7	0	(omitted)					
D8	2.049999	1.602669	1.28	0.201	-1.091174	5.191172	
_cons	-18.52736	3.318359	-5.58	0.000	-25.03123	-12.0235	

- Modelos finales pobreza monetaria y multidimensional según la metodología Backward stepwise:

Monetaria		. estimates table Lineal Probit Logit, star stat(aic bic)		
Variable	Lineal	Probit	Logit	
-				
clase	.79820391***			
p5000	-.03173753***			
npersug	.06499666***			
ingtotug	-4.546e-08***			
lp	7.142e-06***			
dd1	-.07284137***			
dd2	-.06164937***			
dd4	-.06196733***			
_cons	-2.5775801***			
pobre				
clase		-4.7572406***	-8.3463321***	
npersug		1.7842087***	3.3369766***	
ingtotug		-7.315e-06***	-.00001354***	
li		-.00014744***	-.00024987***	
dd1		-1.731574***	-3.1701507***	
dd4		-1.6242946***	-2.9686855***	
_cons		23.476712***	40.103988***	
Statistics				
aic	5583.8706	1789.7053	1772.8673	
bic	5647.654	1839.3146	1822.4766	
Legend: * p<0.05; ** p<0.01; *** p<0.001				
Multidimensional		. estimates table Lineal Probit Logit, star stat(aic bic)		
Variable	Lineal	Probit	Logit	
-				
pisos	.20753888***			
alcantaril~o	.16322901***			
acueducto	.16439195***			
empleo_for~l	.03653622***			
desempleo~n	.23383094***			
barreras_a~d	.26365741***			
aseguramie~d	.30154743***			
trabajo_in~l	.25636197***			
atencion_i~l	.09855574***			
inasistenc~r	.1744722***			
rezago_esc~r	.12324896***			
alfabetismo	.58072772***			
_cons	-.11529004***			
pobre				
paredes		2.2685301*		
pisos		1.8512808***	3.2156126***	
alcantaril~o		1.6659154***	2.9380383***	
acueducto		2.2707365***	4.0882064***	
empleo_for~l		4.0936751***	7.4891031***	
desempleo~n		3.7134354***	6.745403***	
barreras_a~d		3.351762***	6.2700376***	
aseguramie~d		3.427393***	6.4056391***	
trabajo_in~l		2.0253831***	3.8684658***	
atencion_i~l		1.5998132***	3.1611157***	
inasistenc~r		1.435181***	2.625711***	
rezago_esc~r		2.322579***	4.4814862***	
alfabetismo		4.9952596***	9.2531234***	
p5010			-.38389194*	
_cons		-10.181578***	-17.92987***	
Statistics				
aic	-282.71994	547.91418	556.8771	
bic	-204.52069	632.12876	641.09168	
Legend: * p<0.05; ** p<0.01; *** p<0.001				

a) Mejores modelos

		<b>Modelo Logit</b>					
<b>Pobreza monetaria</b>	Logistic regression		Number of obs = 8,840				
			LR chi2(6) = 5912.89				
			Prob > chi2 = 0.0000				
	Log likelihood = -879.43364		Pseudo R2 = 0.7707				
	pobre	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	clase	-8.346332	1.407786	-5.93	0.000	-11.10554 -5.587123	
	npersug	3.336977	.1222371	27.30	0.000	3.097396 3.576557	
	ingtotug	-.0000135	4.99e-07	-27.12	0.000	-.0000145 -.0000126	
	li	-.0002499	.0000598	-4.18	0.000	-.0003671 -.0001327	
	ddl	-3.170151	.1806573	-17.55	0.000	-3.524233 -2.816069	
dd4	-2.968685	.2129078	-13.94	0.000	-3.385977 -2.551394		
_cons	40.10399	8.78329	4.57	0.000	22.88906 57.31892		
		<b>Modelo Probit</b>					
<b>Pobreza multidimensional</b>	Probit regression		Number of obs = 3,027				
			LR chi2(13) = 2100.61				
			Prob > chi2 = 0.0000				
	Log likelihood = -259.95709		Pseudo R2 = 0.8016				
	pobre	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	paredes	2.26853	1.015896	2.23	0.026	.2774099 4.25965	
	pisos	1.851281	.2183179	8.48	0.000	1.423386 2.279176	
	alcantarillado	1.665915	.190098	8.76	0.000	1.29333 2.038501	
	acueducto	2.270737	.1757839	12.92	0.000	1.926206 2.615267	
	empleo_formal	4.093675	.9115298	4.49	0.000	2.30711 5.880241	
	desempleo_larga_duracion	3.713435	.2367275	15.69	0.000	3.249458 4.177413	
	barreras_acceso_salud	3.351762	.2358586	14.21	0.000	2.889488 3.814036	
	aseguramiento_salud	3.427393	.2317693	14.79	0.000	2.973134 3.881653	
	trabajo_infantil	2.025383	.3134333	6.46	0.000	1.411065 2.639701	
	atencion_integral	1.599813	.2628379	6.09	0.000	1.08466 2.114966	
	inasistencia_escolar	1.435181	.3757016	3.82	0.000	.6988193 2.171543	
	rezago_escolar	2.322579	.1822061	12.75	0.000	1.965462 2.679696	
	alfabetismo	4.99526	.2864408	17.44	0.000	4.433846 5.556673	
	_cons	-10.18158	1.02091	-9.97	0.000	-12.18252 -8.180632	

b) Efectos marginales

<b>Pobreza monetaria</b>						
. margin, dydx (*)						
Average marginal effects		Number of obs = 8,840				
Model VCE : OIM						
Expression : Pr(pobre), predict()						
dy/dx w.r.t. : clase npersug ingtotug li ddl dd4						
		Delta-method				
	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
clase	-.2557219	.0421965	-6.06	0.000	-.3384255	-.1730183
npersug	.1022411	.0010234	99.90	0.000	.1002352	.104247
ingtotug	-4.15e-07	4.75e-09	-87.41	0.000	-4.24e-07	-4.06e-07
li	-7.66e-06	1.81e-06	-4.22	0.000	-.0000112	-4.10e-06
ddl	-.0971297	.0043424	-22.37	0.000	-.1056406	-.0886188
dd4	-.0909571	.0056379	-16.13	0.000	-.1020072	-.079907

**Pobreza Multidimensional**

```
. margin, dydx (*)
Average marginal effects          Number of obs   =       3,027
Model VCE      : OIM

Expression   : Pr(pobre), predict()
dy/dx w.r.t. : paredes pisos alcantarillado acueducto empleo_formal desempleo_larga_duracion barreras_acceso_salud
              aseguramiento_salud trabajo_infantil atencion_integral inasistencia_escolar rezago_escolar alfabetismo
```

	Delta-method				
	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
paredes	.1053708	.0468738	2.25	0.025	.0134998 .1972417
pisos	.08599	.0090896	9.46	0.000	.0681746 .1038053
alcantarillado	.07738	.0078258	9.89	0.000	.0620417 .0927182
acueducto	.1054733	.006317	16.70	0.000	.0930921 .1178544
empleo_formal	.1901468	.0413424	4.60	0.000	.1091171 .2711764
desempleo_larga_duracion	.1724851	.0067364	25.60	0.000	.1592819 .1856882
barreras_acceso_salud	.1556857	.0077768	20.02	0.000	.1404435 .1709279
aseguramiento_salud	.1591987	.0073223	21.74	0.000	.1448473 .1735501
trabajo_infantil	.0940769	.0137784	6.83	0.000	.0670717 .121082
atencion_integral	.0743096	.0116753	6.36	0.000	.0514264 .0971928
inasistencia_escolar	.0666626	.0170659	3.91	0.000	.0332141 .1001111
rezago_escolar	.1078813	.0065072	16.58	0.000	.0951275 .1206351
alfabetismo	.2320244	.0066333	34.98	0.000	.2190233 .2450255

**c) Probabilidad de ser pobre:**

```
. margins
Predictive margins          Number of obs   =       3,027
Model VCE      : OIM

Expression   : Pr(pobre), predict()
```

	Delta-method				
	Margin	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_cons	.1540042	.0029024	53.06	0.000	.1483156 .1596928

**d) Correctas clasificaciones**

<b>Pobreza monetaria</b>	<b>Pobreza multidimensional</b>
<b>Modelo Logit</b>	<b>Modelo Probit</b>

Classified	True		Total
	D	~D	
+	1182	166	1348
-	202	7290	7492
Total	1384	7456	8840

Classified + if predicted Pr(D) >= .5  
True D defined as pobre != 0

Sensitivity	Pr( +  D)	85.40%
Specificity	Pr( - ~D)	97.77%
Positive predictive value	Pr( D  +)	87.69%
Negative predictive value	Pr(~D  -)	97.30%

---

False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	2.23%
False - rate for true D	Pr( -  D)	14.60%
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	12.31%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	2.70%

---

Correctly classified	95.84%
----------------------	--------

Probit model for pobre

Classified	True		Total
	D	~D	
+	377	40	417
-	95	2515	2610
Total	472	2555	3027

Classified + if predicted Pr(D) >= .5  
True D defined as pobre != 0

Sensitivity	Pr( +  D)	79.87%
Specificity	Pr( - ~D)	98.43%
Positive predictive value	Pr( D  +)	90.41%
Negative predictive value	Pr(~D  -)	96.36%

---

False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	1.57%
False - rate for true D	Pr( -  D)	20.13%
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	9.59%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	3.64%

---

Correctly classified	95.54%
----------------------	--------

### e) Comparación curvas Roc

```
. roccomp pobre RocProbit RocLogit, graph summary
```

	Obs	ROC Area	Std. Err.	-Asymptotic Normal- [95% Conf. Interval]	
RocProbit	3,027	0.9914	0.0011	0.98922	0.99367
RocLogit	3,027	0.9915	0.0012	0.98919	0.99378

Ho: area(RocProbit) = area(RocLogit)  
chi2(1) = 0.02      Prob>chi2 = 0.8882

### f) Efectos marginales alfabetismo=0





