



**UNIVERSIDAD TECNICA DE ORURO**  
**FACULTAD DE CIENCIAS ECONOMICAS FINANCIERAS Y ADMINISTRATIVAS**  
**DEPARTAMENTO DE POSTGRADO E INVESTIGACION CIENTIFICA**  
**INSTITUTO DE INVESTIGACIONES ECONOMICAS**

# **IMPACTO DE LA EDUCACION SOBRE LA POBREZA Y LA DESIGUALDAD EN BOLIVIA**

**ERNESTO BERNAL MARTINEZ**

# **IMPACT OF EDUCATION ON POVERTY AND INEQUALITY IN BOLIVIA**

ERNESTO BERNAL MARTINEZ\*

## **ABSTRACT**

This research work tends as fundamental objective to show the existent relationships between education, poverty and inequality, for this has been modeled the impact of education on the probability of being poor and income inequality, Also rates of educational return were calculated.

Also here, it was verified that: i) education reduces the probability of being poor, the marginal contribution of each year of study reduces the probability of being poor by 1.84%. The higher the level approved in their studies, the greater the reduction in the probability of being poor; ii) the marginal effect of having a graduate degree reduces the probability of being poor by 14,09% and if you have a post grade reduces the probability of being poor in 34,48%; iii) Higher educational levels increases the income increases by 1.28% ; iv) the average income of a person with a doctorate is a Bs. 9.391 compared to a person residing in the rural area with no average educational level is admission Bs. 1.387.

Finally, from all the analysis carried out, is possible to conclude that education is important not only to reduce poverty but also inequality, so that investment in human capital is perhaps the only policy instrument that is not to the traditional trade-off between efficiency and equity. In this regard, the effort of the government and its policy-makers on this issue is crucial for the country to reach a development path that allows live better in Bolivia.

JEL Classification: I21, I24, I32, D63

Keywords: Poverty, Education, Income Distribution, Probit Models

---

\* Teacher - Researcher, Department of Graduate Studies and Scientific Research of the F.C.E.F.A.–U.T.O.  
Suggestions and comments to email: ebernal@ing.uchile.cl

# IMPACTO DE LA EDUCACION SOBRE LA POBREZA Y LA DESIGUALDAD EN BOLIVIA

ERNESTO BERNAL MARTINEZ\*

## ABSTRACT

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo fundamental mostrar las relaciones existentes entre la educación, la pobreza y la desigualdad, para esto se ha modelado el impacto de la educación sobre la probabilidad de ser pobre y la desigualdad de ingresos, También se calcularon las tasas de retorno educacionales.

Asimismo, se verifico que: (i) la educación reduce la probabilidad de ser pobre, la contribución marginal de cada año de estudio reduce la probabilidad de ser pobre en 1,84%. Mientras mayor es el nivel que aprobó en sus estudios, mayores son las reducciones en la probabilidad de ser pobre, (ii) el efecto marginal de tener una profesión universitaria reduce la probabilidad de ser pobre en 14,09% y si tiene un postgrado reduce la probabilidad de ser pobre en 33,48%. (iii) mayores niveles educacionales aumenta el ingreso en 1,28%, (iv) el ingreso promedio de una persona con doctorado es de Bs. 9391 en comparación de una persona que reside en el área rural sin ningún nivel educacional su ingreso promedio es de Bs. 1387.

Finalmente, de todo el análisis efectuado, es posible concluir que la educación es importante no sólo para reducir la pobreza, sino también la desigualdad, por lo que la inversión en capital humano es quizás el único instrumento de política que no está sujeto al tradicional trade off entre eficiencia y equidad. En tal sentido, el esfuerzo del gobierno y sus policy-makers en este tema es crucial para que el país alcance una senda de desarrollo que permita el vivir mejor en Bolivia.

Clasificación JEL: I21, I24, I32, D63

Palabras claves: Pobreza, Educación, Distribución del ingreso, modelos probit

---

\*Docente-Investigador del Departamento de Postgrado e Investigación Científica de la F.C.E.F.A.- U.T.O.  
Sugerencias y comentarios al mail: ebernal@ing.uchile.cl

## INDICE

INTRODUCCION \_\_\_\_\_ 4

I. RELACIONES ENTRE LA EDUCACION, LA POBREZA,  
Y LA DESIGUALDAD \_\_\_\_\_

1. Modelos de elección Binaria \_\_\_\_\_

2. La educación y la probabilidad de ser pobre \_\_\_\_\_

II. LA EDUCACIÓN Y LA PROBABILIDAD DE SER POBRE: APLICACIONES  
DE UN MODELO PROBIT DE MAXIMO VEROSIMILITUD \_\_\_\_\_

1. Un análisis de Crosstabs: El número de pobres (NP) como aproximación  
a la probabilidad de ser pobre

2. El impacto de aspectos educacionales y socio demográficos del hogar  
sobre la probabilidad de ser pobre

III) LA INEQUITATIVA DISTRIBUCION DEL INGRESO EN BOLIVIA

1. El impacto de la educación sobre la desigualdad del ingreso

IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

ANEXOS

A.1 ESTIMACIONES ECONOMETRICAS

A.2 EL METODO DE LA LINEA DE POBREZA (LP)

A.3 LA CURVA DE LORENZ Y EL COEFICIENTE DE GINI

A.4 EL INDICE DE ATKINSON (CA)

BIBLIOGRAFIA

## INTRODUCCION

Bolivia, vive en un contexto político e institucional de cambio, económicamente marcado por una suba en las tasas de crecimiento del PIB desde el 2005 gracias a los favorables precios internacionales de los commodities, que aviva las esperanzas sobre una reducción de la pobreza y un mejoramiento significativo en equidad y el nivel de vida de la población

La presente investigación tiene como propósito fundamental mostrar, dentro de una aproximación cuantitativa, las relaciones existentes entre la educación, la pobreza y la distribución del ingreso, así como la relevancia de la educación en todo esfuerzo serio y con visión de futuro para la reducción definitiva de la pobreza en Bolivia.

El presente estudio aportará en aspectos que contribuirán a un mejor proceso de diseño e implementación de las políticas públicas sociales en Bolivia. En primer lugar, será uno de los primeros en presentar un tratamiento comprensivo, crítico y actualizado de las relaciones que existen entre pobreza, desigualdad y educación, permitiendo perfeccionar los lineamientos básicos y los mecanismos de focalización usados en el combate contra la pobreza. En segundo lugar, se tendrá una estimación de la importancia de la educación para explicar la probabilidad de ser pobre, a partir de un modelo probit estimado paramétricamente. También se mostrará el impacto de la educación para explicar la desigualdad de ingresos que existe en Bolivia. Por último, aportará a un mejor proceso de asignación de recursos fiscales a la inversión en educación, al estimar las actuales tasas de retorno educacionales por nivel educativo.

Además de esta breve introducción, el trabajo está compuesto por cuatro capítulos. En el primero se hace una revisión del marco teórico sobre las relaciones entre la pobreza, la distribución del ingreso y la educación. El capítulo dos contiene la exposición, análisis e interpretación de los principales resultados obtenidos sobre la relación entre la pobreza y la educación. En el capítulo tres se mide el impacto de la educación sobre la desigualdad del ingreso.

Finalmente, antes de enunciar los anexos y las referencias bibliográficas, el capítulo cuarto (Conclusiones y recomendaciones) esboza a manera de conclusiones un resumen de los resultados más importantes a partir de los cuales se derivan algunas recomendaciones generales de políticas públicas que contribuyan a la reducción de la pobreza.

# I. RELACIONES ENTRE LA EDUCACION, LA POBREZA, Y LA DESIGUALDAD

## 1) MODELOS DE ELECCION BINARIA

En este modelo la variable dependiente toma los valores 0 ó 1. Para ello, se toma como variable dependiente la probabilidad de que la persona sea pobre. Se cree que la situación de pobreza o no depende de este conjunto de características resumido en el vector  $\mathbf{x}$ . Definamos:

$Y = 1$  pobre

$Y = 0$  no pobre

Entonces:

$$\text{Prob}(y=1) = F(\beta'x)$$

$$\text{Prob}(y=0) = 1 - F(\beta'x)$$

El vector de parámetros  $\beta$  permite cuantificar el impacto de  $\mathbf{x}$  sobre la probabilidad de ser pobre.

¿Qué forma funcional  $F(\cdot)$  debemos escoger?

Una posibilidad es un modelo de probabilidad lineal:

$$F(\beta'x) = \beta'x$$

En este caso, se tiene que:

$$E(y|\mathbf{x}) = \text{Prob}(y=1|\mathbf{x}) \cdot 1 + \text{Prob}(y=0|\mathbf{x}) \cdot 0 = \beta'x$$

Por otra parte, por definición:

$$y \equiv E(y|\mathbf{x}) + y - E(y|\mathbf{x}) \equiv E(y|\mathbf{x}) + \varepsilon$$

donde  $\varepsilon \equiv y - E(y|\mathbf{x})$ .

Dado que  $E(y|\mathbf{x}) = \beta'x$ , se tiene el siguiente modelo lineal:

$$y = \beta'x + \varepsilon$$

El modelo anterior presenta algunas desventajas, sin embargo:

- El término del error es heterocedástico
- Nada garantiza que  $F(\beta'x) = \beta'x \in [0, 1]$

Ello implica que:

$$\begin{aligned} \text{Var}(\varepsilon|\mathbf{x}) &= E(\varepsilon^2|\mathbf{x}) - E^2(\varepsilon|\mathbf{x}) \\ &= (1-\beta'\mathbf{x})^2 F(\cdot) + (-\beta'\mathbf{x})^2(1-F(\cdot)) - [(1-\beta'\mathbf{x})F(\cdot) + (-\beta'\mathbf{x})(1-F(\cdot))]^2 \\ &= (1-\beta'\mathbf{x})^2 \beta'\mathbf{x} + (-\beta'\mathbf{x})^2(1-\beta'\mathbf{x}) - [(1-\beta'\mathbf{x})\beta'\mathbf{x}]^2 \\ &= (1-\beta'\mathbf{x})\beta'\mathbf{x} \end{aligned}$$

dado que  $F(\beta'\mathbf{x}) = \beta'\mathbf{x}$ .

La heterocedasticidad de  $\varepsilon$  no es problema demasiado serio porque podríamos trabajar con mínimos cuadrados generalizados (factibles). El problema mayor que presenta el modelo de probabilidad lineal es que no hay garantía de que  $F(\beta'\mathbf{x}) = \beta'\mathbf{x}$  sea realmente una probabilidad bien definida. En verdad, si  $\beta'\mathbf{x}$  se ubica fuera de  $[0, 1]$ , la varianza de  $\varepsilon$  tomaría valores negativos. Por lo tanto, para un vector de regresores dado  $\mathbf{x}$ , deseamos tener una función que satisfaga las siguientes propiedades:

$$\lim_{\beta'\mathbf{x} \rightarrow 1} \text{Prob}(y=1|\mathbf{x}) = 1$$

$$\beta'\mathbf{x} \rightarrow \infty$$

$$\lim_{\beta'\mathbf{x} \rightarrow 0} \text{Prob}(y=1|\mathbf{x}) = 0$$

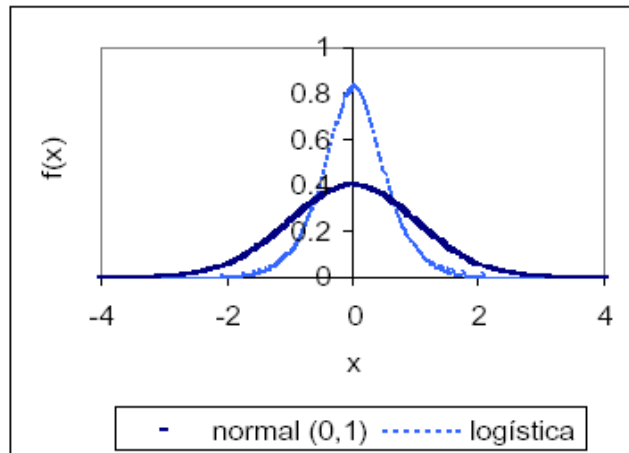
$$\beta'\mathbf{x} \rightarrow -\infty$$

En principio cualquier distribución de probabilidades continua satisface

La distribución normal estándar da origen al **modelo probit**:

$$F(\beta'x) = \text{Prob } Y = 1/x = \int_{-\infty}^{\beta'x} \Phi(t) dt = \Phi(\beta'x)$$

$$\text{donde } \Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{z^2}{2}} dz$$



Otra distribución comúnmente usada es la logística. Esta da origen al **modelo logit**:

$$P(y = 1/x) = \frac{\exp(\beta'x)}{1 + \exp(\beta'x)} = \Lambda(\beta'x)$$

La distribución normal estándar y logística son similares, pero la logística tiene colas gruesas: esto es, la distribución logística es leptocúrtica. Para valores intermedios de  $x$ —aproximadamente entre  $-1.2$  y  $1.2$ —las distribuciones de probabilidad acumulada de ambas toman valores similares. El modelo probit y logit entregarán predicciones distintas cuando:

- (1) Existen pocas observaciones con  $y=1$  o pocas con  $y=0$ .
- (2) Alguno de los regresores de mayor incidencia estadística en el modelo es altamente variable. Ello se agudiza si, además, se da (1).

Según Fernández (2000), en la práctica es difícil escoger entre un modelo y otro sobre una base teórica. Sin embargo, en la mayoría de las aplicaciones no parece haber diferencias substanciales entre el modelo probit y el logit.



## 2) La educación y la probabilidad de ser pobre

Según Contreras (2000) existen muchas formas de establecer y cuantificar las relaciones entre estas variables. Por ejemplo, a partir del perfil de la población pobre, la situación socio económica familiar: o qué porcentaje del primer decil de la población completo la enseñanza primaria versus el porcentaje registrado en el decimo decil y la correlación que existe entre los niveles de educación alcanzado por el jefe de hogar. Hasta algo más sofisticado como estimar la probabilidad de ser pobre si se termina la educación superior o qué porcentaje de la varianza (desigualdad) de los ingresos es explicado por la educación.

Una manera, sencilla e intuitiva, aunque con limitaciones, de aproximarse al problema es efectuar un análisis de Crosstabs que permitan identificar el impacto del nivel educacional del jefe de hogar sobre el NP del hogar. En un sentido restringido equivale a la probabilidad de que un individuo sea pobre si se considera el grado de educación alcanzado. Si la probabilidad de ser pobre (el NP) en una determinada región es prácticamente la misma para cualquier nivel educativo del jefe de hogar, entonces con seguridad la educación impartida no es relevante para las demandas del aparato productivo.

Otra forma, más robusta, de medir la importancia relativa de la educación (tipos y niveles), y al mismo tiempo controlando por otras variables en la determinación de la pobreza es mediante la estimación econométrica de un modelo de probabilidad. En efecto, si estimamos una regresión donde las variables exógenas sean por ejemplo los niveles de educación, el sexo, la edad etc. y la variable endógena una de carácter dicotómica que refleje el hecho de ser pobre (la variable toma el valor de 1) o no pobre (toma el valor de 0) lo que se obtendrá es una estimación de la probabilidad de ser pobre. Esta estrategia permite considerar otras variables que eventualmente “expliquen” pobreza, por ejemplo, zonas geográficas, sectores económicos, tipos de ocupación, tamaño y composición familiar, activos acceso al crédito.

En estricto rigor, mediante un modelo como este, se pueden estimar las correlaciones de la pobreza como un vector de características del hogar. Los coeficientes estimados permiten medir el impacto de cada variable en la probabilidad de ser clasificado como pobre, y por tanto son un buen indicador de que variables se deben considerar en las políticas sociales para mejorar las condiciones de pobreza.

Siguiendo a Green (1993) el modelo de probabilidad que puede ser empleado, se especifica como:

$$(1) \quad P(Y = 1) = \int_{-\infty}^{\beta'X} \theta(\beta'X), \text{ donde } \theta(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Donde el vector de los parámetros  $\beta$  puede ser estimado a partir de la función de máxima verosimilitud dada por:

$$(2) \quad L = \prod_{i=1}^n [\theta(\beta'X)]^{p_i} * [1 - \theta(\beta'X)]^{1-p_i}$$

Por su parte el impacto parcial se obtiene de derivar con respecto a la variable analizada

$$(3) \quad \frac{\partial P}{\partial x_i} = \phi(\beta', X_s)$$

que al quedar en función de las otras variables ( $X_1, X_2, \dots, X_{i-1}, X_{i+1}, X_{i+2}, \dots, X_s$ ) deberá evaluarse en sus respectivos valores promedios.

Se ha escogido un modelo probit sobre el tradicional modelo lineal de probabilidad, ya que este último tiene la desventaja de no asegurar que las probabilidades estimadas oscilen entre 0 y 1. La selección de este modelo sobre el modelo logit (usado en la literatura) fue trivial: dado que la única diferencia entre un modelo probit y logit está en el supuesto de cómo se distribuye en los errores (normalmente vs logísticamente), los dos modelos son comparables y arrojan estimaciones bastante similares, tal como lo demuestra Anemiyá (1981)

## II. LA EDUCACIÓN Y LA PROBABILIDAD DE SER POBRE: APLICACIONES DE UN MODELO PROBIT DE MAXIMO VEROSIMILITUD

A continuación se presentan los resultados de un análisis en tres etapas. La primera contiene una aproximación sencilla y bastante intuitiva a las relaciones entre la educación y la pobreza. A través de un Análisis de Tablas Cruzadas se evalúa la correlación entre las distintas medidas de pobreza de la familia de indicadores FGT y los niveles educacionales alcanzados por el jefe de hogar.

Luego se procede a estimar económicamente un modelo probabilístico que permita calcular las magnitudes en que dichas relaciones se presentan. Este análisis se efectúa mediante un Modelo Probit y considera únicamente las características individuales del jefe de hogar. Al reconocer que la dimensión de pobreza es de naturaleza familiar, se modela una especificación ampliada para recoger el impacto de variables laborales y demográficas del hogar sobre la probabilidad de ser pobre, y así dimensionar efectivamente la importancia de la educación en un marco de referencia más completo.

### 1. MAGNITUD DE LA POBREZA EN BOLIVIA

**CUADRO N°1: INCIDENCIA DE LA POBREZA Y POBREZA EXTREMA EN BOLIVIA**

Área de residencia	Incidencia de pobreza FGT0				Incidencia de pobreza extrema FGT0 ext			
	No pobre	%	Pobre	%	No pobre ext	%	pobre ext	%
Urbano	3.830.769	76,61	2.955.047	56,08	5.693.986	74,99	1.091.830	40,80
Rural	1.169.439	23,39	2.314.343	43,92	1.899.326	25,01	1.584.456	59,20
<b>Bolivia</b>	<b>5.000.208</b>	<b>48,69</b>	<b>5.269.390</b>	<b>51,31</b>	<b>7.593.312</b>	<b>73,94</b>	<b>2.676.286</b>	<b>26,06</b>

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE.

Las estimaciones de pobreza basada en la encuesta de hogares 2009 indican que en ese año la pobreza se situó en un 51,31%, lo que incluye a un 26,06% de personas en condiciones de pobreza extrema o indigencia. En términos absolutos, estas cifras equivalen a 5.269.390 personas pobres, de las cuales 2.676.286 eran indigentes.

## 2. UN ANÁLISIS DE CROSSTABS: EL NÚMERO DE POBRES (NP) COMO APROXIMACIÓN A LA PROBABILIDAD DE SER POBRE

Se debería esperar una alta y negativa correlación entre educación y pobreza. Es decir, a más educación la probabilidad de ser pobre debe ser menor, ya que a mayor educación del jefe de hogar (JH), mayor nivel de ingreso (y por lo tanto, menor probabilidad de ser pobre). El JH no solamente sería más productivo (más educado) y ganaría más. Esta tendencia se presenta por área de residencia y a nivel nacional en el siguiente cuadro:

**CUADRO N°2: INGRESO PROMEDIO DEL HOGAR, SEGÚN NIVEL EDUCATIVO DEL JEFE DE HOGAR (Bs./mes)**

Nivel aprobado	Área de residencia		Total
	Urbano	Rural	
Ninguno	2846.11	1387.42	1882.94
Curso de alfabetización	2622.52	1713.57	1842.86
Educación pre-escolar	3743.08	1688.02	2950.34
Básico (1 a 5 años)	3497.94	1620.06	2445.53
Intermedio (1 a 3 años)	3863.75	2147.37	3164.69
Medio (1 a 4 años)	4356.77	2955.68	4043.97
Primaria (1 a 8 años)	3749.43	1811.88	2825.77
Secundaria (1 a 4 años)	4343.77	2235.01	3803.48
Educación básica de adultos	3832.05	1312.37	1816.31
Centro de educación media de adultos	4295.35	3381.28	4050.11
Educación juvenil alternativa		3467.33	3467.33
Educación primaria de adultos		1443.75	1443.75
Educación secundaria de adultos	2678.71	2215	2446.85
Educación técnica de adultos	7997.83		7997.83
Educación especial	9199.69	1401.84	7640.12
Normal	4557.83	3156.30	4119.85
Universidad pública	5482.38	4219.81	5414.58
Universidad privada	7718.21	6029.70	7610.58
Postgrado diplomado	6474.84	5200	6430.88
Postgrado maestría	8311.07	2804.17	8185.91
Postgrado doctorado	9391.77		9391.77
Técnico de universidad	5350.40	1950.12	5202.56
Técnico de instituto	4545.42	5040.61	4595.98
Institutos de formación policial y militar	4958.18	3388.71	4827.39
Otros cursos	6128.50	2431.83	5288.34
ns/nr	1300		1300
<b>TOTAL</b>	<b>4278.32</b>	<b>1906.58</b>	<b>3351.02</b>

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE.

Se supone que a mayores niveles educacionales, los niveles de ingreso son mayores como podemos observar en el cuadro anterior, el ingreso promedio de una persona con doctorado es de Bs. 9.391 en comparación de una persona que reside en el área rural sin ningún nivel educacional su ingreso promedio es de Bs. 1.387.

### **CUADRO N°3: PROBABILIDAD DE SER POBRE SEGÚN ALFABETISMO DEL JEFE DE HOGAR POR AREA DE RESIDENCIA**

Área de residencia	con JH Alfabeto	con JH analfabeto
Urbana	41,4%	57,0%
Rural	63,8%	71,9%
<b>Total</b>	49,6%	66,2%

Fuente: Elaboración propia en base a la EH 2009 del INE

El impacto del analfabetismo del jefe de hogar (JH) sobre la probabilidad de ser pobre es mayor en el área rural, el NP de los hogares con JH analfabeto es 72% mientras que el NP de los hogares con JH alfabeto asciende a 63,8%. En cambio, en el área urbana el NP con JH analfabeto es 57% y este porcentaje se reduce a 41,4% cuando el JH es alfabeto. Estas diferencias se pueden atribuir al desempeño del mercado laboral en cada área de residencia así como a los requerimientos del aparato productivo local (capacitación y habilidades de la fuerza de trabajo).

A medida que distinguimos a los más pobres entre los pobres, el impacto del alfabetismo del JH se hace más importante. A escala nacional, el NP de los hogares con JH alfabeto es de 49,6% mientras que el NP de los hogares con JH analfabeto aumenta a 66,2%.

### **CUADRO N°4: PROBABILIDAD DE SER EXTREMADAMENTE POBRE SEGÚN ALFABETISMO DEL JEFE DE HOGAR POR AREA DE RESIDENCIA**

Área de residencia	con JH Alfabeto	con JH analfabeto
Urbana	15,8%	23,1%
Rural	43,7%	46,4%
<b>Total</b>	26,0%	37,4%

Fuente: Elaboración propia en base a la EH 2009 del INE

Hay que destacar la gran importancia que adquiere la condición de alfabetismo del JH en el área urbana (15,8% de extrema pobreza): la probabilidad de ser extremadamente pobre es casi tres veces si el JH es analfabeto y vive en el área rural.

**CUADRO N°5 :LA EDUCACIÓN DEL JEFE DE HOGAR Y LA PROBABILIDAD DE QUE LOS MIEMBROS DEL HOGAR SEAN POBRES**

Nivel aprobado	Área de residencia		TOTAL
	Urbano	Rural	
Ninguno	56,97	73,08	67,61
Curso de alfabetización	66,67	75,37	74,14
Educación pre-escolar	49,60	71,97	58,23
Básico (1 a 5 años)	50,0	64,24	57,98
Intermedio (1 a 3 años)	44,13	53,66	48,01
Medio (1 a 4 años)	39,28	39,17	39,25
Primaria (1 a 8 años)	54,54	72,46	63,08
Secundaria (1 a 4 años)	42,80	57,86	46,66
Educación básica de adultos	0	25,00	20,00
Centro de educación media de adultos	36,67	27,27	34,15
Educación juvenil alternativa	.	0	0
Educación primaria de adultos	.	100,00	100,00
Educación secundaria de adultos	100,00	66,67	83,33
Educación técnica de adultos	0	.	0
Educación especial	50,00	100,00	60,00
Normal	18,18	15,00	17,19
Universidad publica	23,02	13,21	22,49
Universidad privada	13,19	18,75	13,54
Postgrado diplomado	35,71	0	34,48
Postgrado maestría	21,31	0	21,00
Postgrado doctorado	0	.	0
Técnico de universidad	20,45	50,00	21,74
Técnico de instituto	25,10	17,24	24,30
Institutos de formación policial y militar	15,91	25,00	16,67
Otros cursos	23,52	40,00	27,27
ns/nr	0	.	0
<b>TOTAL</b>	42,37	65,07	51,25

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE

A nivel agregado, la probabilidad de ser pobre es muy diferente si el JH carece de educación alguna (67,61%) o tiene educación primaria 63,08%. A medida que el JH tiene más educación, la probabilidad declina con rapidez y pasa de 63,08% si el JH sólo tiene educación primaria a 46,66% si tiene educación secundaria, a 22,49% si tiene educación universitaria, a 21% si ostenta alguna maestría, y la incidencia de la pobreza es cero si cuenta con un doctorado. El postgrado en la educación es más importante para reducir la probabilidad de ser pobre que la educación técnica.

Los ingresos del trabajo son una fracción mayoritaria del ingreso familiar y reflejarían el impacto diferenciado de cada nivel educacional en la capacidad de generar ingresos. Es decir, los retornos de los distintos años de educación serían diferentes entre niveles educativos por las diferenciales en señales, capacidades y conocimientos que aportan al individuo y que se remuneran en el mercado laboral.

**CUADRO N°6: LA EDUCACIÓN DEL JEFE DE HOGAR Y LA PROBABILIDAD DE QUE LOS MIEMBROS DEL HOGAR SEAN EXTREMADAMENTE POBRES**

Nivel aprobado	Área de residencia		
	Urbano	Rural	TOTAL
Ninguno	22,49%	47,42%	39,95%
Curso de alfabetización	30,30%	49,25%	46,55%
Educación pre-escolar	22,40%	47,77%	32,19%
Básico (1 a 5 años)	18,80%	43,80%	32,81%
Intermedio (1 a 3 años)	17,88%	33,74%	24,34%
Medio (1 a 4 años)	12,69%	24,58%	15,35%
Primaria (1 a 8 años)	22,82%	51,44%	36,46%
Secundaria (1 a 4 años)	16,01%	38,63%	21,81%
Educación básica de adultos			
Centro de educación media de adultos	10,00%	27,27%	14,63%
Educación juvenil alternativa		0	0
Educación primaria de adultos		0	0
Educación secundaria de adultos	0	0	0
Educación técnica de adultos	0		0
Educación especial	25,00%	100%	40,00%
Normal	1,82%	5,00%	2,81%
Universidad pública	7,39%	7,55%	7,40%
Universidad privada	6,38%	6,25%	6,37%
Postgrado diplomado	3,57%	0	3,45%
Postgrado maestría	0	0	0
Postgrado doctorado	0		0
Técnico de universidad	6,82%	0	6,52%
Técnico de instituto	6,67%	13,80%	7,39%
Institutos de formación policial y militar	0	0	0
Otros cursos	5,88%	20,00%	9,09%
ns/nr	0		0
<b>TOTAL</b>	<b>16,19%</b>	<b>44,17%</b>	<b>27,13%</b>

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE

La importancia de la educación para explicar la probabilidad de ser pobre y extremadamente pobre aumenta cuando se hace una comparación a partir de cada uno de los individuos y no únicamente del JH. Esta distinción es relevante cuando se evalúa la idoneidad del indicador: usar como unidad de análisis al individuo y no al hogar puede llevar a significativos sesgos sobrestimativos.

Las relaciones se hacen mucho más robustas cuando se considera la probabilidad de ser extremadamente pobre y la educación del jefe de hogar respectivo. Aunque las diferencias se acrecientan a escala nacional y en cada área de residencia, en general se puede verificar que en las áreas urbanas la mayor educación reduce la probabilidad de ser extremadamente pobre.

Es notoria la situación de la población que vive en la miseria en el área rural, donde se reafirma la importancia de la educación primaria, secundaria y técnica de adultos; y la educación alternativa de jóvenes superior no universitaria. Con ella ningún JH es extremadamente pobre.



### **3) EL IMPACTO DE ASPECTOS EDUCACIONALES Y SOCIO DEMOGRAFICOS DEL HOGAR SOBRE LA PROBABILIDAD DE SER POBRE**

Existen algunas dudas sobre la pertinencia del análisis acerca de la robustez de los resultados al controlar el efecto de la educación sobre la probabilidad de ser pobre por otras variables. A continuación se presentan los resultados de la estimación paramétrica del Modelo Probit teniendo en cuenta las características educacionales y socio demográficos del JH. Podemos apreciar en el cuadro N° 7, el *P-value* ( $P > |z|$ ) nos indica que el efecto de la educación sobre la pobreza es significativamente distinto de cero. Cada año de educación del JH reduciría en 1,84% promedio la probabilidad de que el hogar sea catalogado como pobre. Sin embargo, en la práctica esta especificación adolecería de la misma parcialidad que tomar el NP estratificado por niveles educativos como proxy del impacto de la educación en la probabilidad de ser pobre.

La realidad social que vive nuestro país nos exige enfrentar un tema no menor en cualquier estimación: qué variables incluir y cuáles no y sobre todo porqué. Para no sesgar los resultados y atribuir (o quitar) impactos a la educación sobre la probabilidad de ser pobre (medida por los años de estudio aprobados), se ha considerado controlar (siguiendo un ciclo evolutivo en las especificaciones econométricas) por las siguientes variables:

- a) Años de Educación
- b) Educación Primaria
- c) Educación Secundaria
- d) Educación Universitaria
- e) Postgrado
- f) Experiencia
- g) Experiencia al cuadrado
- h) Área de residencia
- i) Idioma que habla
- j) Estado civil
- k) Pertenencia algún pueblo originario o indígena
- l) Analfabetismo

**CUADRO N°7: INCIDENCIA DE VARIABLES SOCIODEMOGRAFICAS  
EN LA PROBABILIDAD DE SER POBRE**

<b>Y= FGT0</b>		
<b>Variable</b>	<b><math>\partial P / \partial x_i</math></b>	<b>P &gt;  Z </b>
Educación	-0,0184	0,000
Primaria	-0,0179	0,565
Secundaria	-0,0014	0,825
Universitaria	-0,1409	0,041
Postgrado	-0,3348	0,002
Experiencia	0,0269	0,000
Experiencia <sup>2</sup>	-0,0000	0,079
Área de residencia	0,0800	0,000
Idioma que habla	0,0396	0,000
Estado civil	-0,0043	0,384
Pertenencia algún pueblo originario o indígena	-0,0247	0,000
Analfabetismo	0,0259	0,370
<b>Observaciones</b>	11297	
<b>Prob &gt; Chi<sup>2</sup></b>	0.0000	
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	0.1134	

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE

Parece confirmarse, en el modelo, el aporte significativamente distinto de cero de los años de educación a la reducción de la probabilidad de ser pobre, la contribución marginal de cada año de estudio reduce la probabilidad de ser pobre en 1,84%. En general, mientras mayor es el nivel que aprobó en sus estudios, mayores son las reducciones en la probabilidad de ser pobre, el efecto marginal de tener una profesión universitaria reduce la probabilidad de ser pobre en 14,09% y si tiene un postgrado reduce la probabilidad de ser pobre en 33,48%.

Asimismo, se comprueba la incidencia de la variable experiencia, hace significativo el aporte de esta variable (cada año adicional de experiencia, ceteris paribus, reduce la probabilidad de ser pobre en 2,69%). El área de residencia y el idioma que habla es de importancia, si habla algún idioma originario aumenta la probabilidad de ser pobre en 3,96%. El hecho de vivir en zonas rurales aumenta la probabilidad de ser pobre en 8%. Si el JH es casado disminuye la probabilidad de ser pobre en 0,43%.

**CUADRO N°8: INCIDENCIA DE VARIABLES SOCIODEMOGRAFICAS  
EN LA PROBABILIDAD DE SER POBRE EXTREMO**

<b>Y= FGT0EXT</b>		
<b>Variable</b>	$\partial P / \partial x_i$	<b>P &gt;   Z  </b>
Educación	-0,0296	0,000
Primaria	0,0092	0,691
Secundaria	0,0149	0,644
Universitaria	-0,0963	0,041
Postgrado	-0,1574	0,051
Experiencia	-0,0186	0,000
Experiencia <sup>2</sup>	-0,0000	0,000
Área de residencia	0,1554	0,000
Idioma que habla	0,0332	0,000
Estado civil	-0,0144	0,000
Pertenencia algún pueblo originario o indígena	-0,0180	0,000
Analfabetismo	-0,0208	0,321
<b>Observaciones</b>	11297	
<b>Prob &gt; Chi<sup>2</sup></b>	0,000	
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	0.1433	

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE

La contribución marginal de cada año de estudio reduce la probabilidad de ser pobre extremo en 2,96%; el efecto marginal de tener una profesión universitaria reduce la probabilidad de ser pobre extremo en 9,63% y si tiene un postgrado reduce la probabilidad de ser pobre extremo en 15,74%.

Un año adicional de experiencia, reduce la probabilidad de ser pobre extremo en 1,86%. El área de residencia es una variable de gran importancia para la reducción de la pobreza extrema en nuestro país, si reside en el área rural la probabilidad de ser pobre extremo aumenta en 15,54%. Si el JH sabe leer y escribir disminuye la probabilidad de la incidencia de la pobreza extrema en 2,08%.

### III) LA INEQUITATIVA DISTRIBUCION DEL INGRESO EN BOLIVIA

Es importante conocer la aproximación a los niveles de equidad o inequidad que presenta la distribución del ingreso. A continuación se presentan los resultados de caracterizar la distribución del ingreso (total) en Bolivia. Con el propósito de caracterizar la distribución del ingreso, se emplearon tres indicadores: el Coeficiente de Gini (CG), el Coeficiente de Atkinson (CA) y el Ratio de Concentración percentiles.

**CUADRO N°9: DESIGUALDAD DE LA DISTRIBUCIÓN DE INGRESOS A NIVEL NACIONAL**

MEDIDA	HOGARES
CG	50,20%
CA	77,04%

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE

**CUADRO N°10: RADIO DE PERCENTILES DE LA DISTRIBUCION DEL INGRESO PERCAPITA**

p90/p10	p90/p50	p10/p50	p75/p25
14.721	2.945	0.200	3.309

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE

El Coeficiente de Atkinson, arroja un valor de 0,77 esto equivale a sostener que dado el valor del parámetro (e) se podría obtener el mismo nivel de bienestar con 77% menos del ingreso total pero redistribuyendo equitativamente el 33%.

## 1) EL IMPACTO DE LA EDUCACION SOBRE LA DESIGUALDAD DEL INGRESO

El objetivo principal de este acápite es cuantificar el impacto de la educación como factor explicativo de la desigualdad del ingreso, se estimó paramétricamente una ecuación de ingresos con las mismas variables utilizadas en la estimación del modelo de probabilidad de pobreza.

**CUADRO N°11: INCIDENCIA DE VARIABLES SOCIODEMOGRAFICAS EN LA DESIGUALDAD DEL INGRESO PERCAPITA**

<b>Y= Ln(yhogpcf)</b>		
<b>Variable</b>	<b><math>\partial P / \partial x_i</math></b>	<b>P &gt;  t </b>
Nivel que aprobó	0,0128	0,000
Experiencia	-0,0561	0,000
Experiencia <sup>2</sup>	0,0001	0,000
Área de residencia	-0,6288	0,000
Idioma que habla	-0,1056	0,000
Estado civil	0,0178	0,039
Pertenencia algún pueblo originario o indígena	0,0704	0,000
Analfabetismo	-0,0203	0,604
<b>Observaciones</b>	11242	
<b>Prob &gt; F</b>	0,000	
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	0,3123	

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE

El aporte de la educación con el nivel aprobado, se estimó, sin distinguir los niveles educacionales. Se consideraron las mismas categorías analíticas del acápite anterior (se controló por experiencia, experiencia al cuadrado, área de residencia, idioma que habla, estado civil, pertenencia algún pueblo originario o indígena y analfabetismo).

Al respecto, es necesario resaltar que se efectuaron sendas pruebas de hipótesis tomando cada grupo de control en conjunto. Es decir, se probó si los coeficientes de la escala organizacional eran significativamente distintos de cero. Aunque tal como lo evidencia P-value, el test deWald (test F) que aparece en la penúltima fila, el modelo en su conjunto es significativo, algunas de estas variables no lo fueron en sí mismas.

Es posible concluir que, pasar de un nivel educativo a otro aumenta el ingreso en 1,28%, vivir en el área rural disminuye el ingreso en 63%; asimismo si habla un idioma originario disminuye el ingreso 10,56% y si el jefe de hogar es analfabeto disminuye el ingreso en 2%

**CUADRO N°12: INCIDENCIA DE LA EDUCACIÓN EN LA  
DESIGUALDAD DEL INGRESO PERCAPITA**

<b>Y= Ln(yhogpcf)</b>		
<b>Variable</b>	<b><math>\partial P / \partial x_i</math></b>	<b>P &gt;  t </b>
Primaria	0,4801	0.000
Secundaria	0,9277	0.000
Universitaria	1,4206	0.000
Postgrado	2,1188	0.000
<b>Observaciones</b>	11242	
<b>Prob &gt; F</b>	0,000	
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	0,1482	

Fuente: Elaboración propia, en base a la EH 2009 del INE

Terminar la educación primaria aumenta el ingreso del hogar per cápita en 48,01%; el bachillerato aumenta el ingreso en 92,77; si termina una profesión universitaria su ingreso aumentara en 142% y; si tiene un postgrado su ingreso aumentara en 212%.

#### IV) CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

A continuación se presentan las principales conclusiones y recomendaciones generales de política que se derivan del estudio.

- En general se aprecia que a más educación la probabilidad de ser pobre es menor, pues a mayor educación del Jefe de Hogar (JH), mayor nivel de ingreso.
- La probabilidad de ser pobre a nivel agregado es muy diferente si el JH carece de educación alguna (67,61%) o tiene niveles educacionales más altos. En la medida en que el JH tiene mayores niveles de educación, la probabilidad declina rápidamente: pasa de 63,08% si el JH sólo tiene primaria a 46,66% si tiene secundaria, a 22,49% si tiene educación universitaria y a 0% si ostenta un postgrado doctoral.
- La contribución marginal de cada año de estudio reduce la probabilidad de ser pobre extremo en 2,96%; el efecto marginal de tener una profesión universitaria reduce la probabilidad de ser pobre extremo en 9,63% y si tiene un postgrado reduce la probabilidad de ser pobre extremo en 15,74%.
- Un año adicional de experiencia, reduce la probabilidad de ser pobre extremo en 1,86%. El área de residencia es una variable de gran importancia para la reducción de la pobreza extrema en nuestro país, si reside en el área rural la probabilidad de ser pobre extremo aumenta en 15,54%. Si el JH sabe leer y escribir disminuye la probabilidad de la incidencia de la pobreza extrema en 2,08%.
- La estimación econométrica de un Modelo Probabilístico arroja nuevas e interesantes conclusiones respecto a la magnitud de los impactos de la educación. Parece confirmarse el aporte significativamente distinto de cero de los años de educación a la reducción de la probabilidad, pues a pesar de controlar por todas esas variables, la contribución marginal de cada año de estudios es -1,84%. La contribución marginal a la reducción de la probabilidad de ser pobre si termina una carrera universitaria es de -14,09% y si tiene un postgrado es de -33,48%.
- Pareciera confirmarse la hipótesis respecto a que el mercado remunera más a los que tienen mayor nivel de instrucción, pasar de un nivel educativo a otro aumenta el ingreso en 1,28%.
- El hecho de vivir en zonas rurales aumenta la probabilidad de ser pobre en 8% y disminuye el ingreso en 63%;
- Hablar un idioma originario disminuye el ingreso 10,56% y si el jefe de hogar es analfabeto disminuye el ingreso en 2%

- Los postulados de la teoría del capital humano se verifican en la realidad, pues las tasas de retorno educacionales son significativamente diferentes de cero.
- Algo que se debe considerar a la hora de tener en cuenta cualquier estimación de tasas de retorno educativas, es su sensibilidad al ciclo económico. Si bien hoy el valor económico que el mercado laboral le asigna a la educación es bajo, es probable que en la medida en que la economía consolide su crecimiento, las tasas de retorno de la inversión en capital humano subirán considerablemente.
- Se comprobó que cada año adicional de experiencia reporta un retorno positivo, pero muestra un efecto no lineal significativamente distinto de cero, con lo que se confirman los retornos marginales (suavemente) decrecientes de la misma.
- En el área urbana se gana más que en el área rural. Hay mayor competencia laboral y mejores perfiles ocupacionales, producto de la gran concentración económica, poblacional y política.
- Ello revela la gran importancia del factor educación y reafirma la conveniencia de políticas públicas educativas y laborales. Se puede concluir que la educación es importante no sólo para reducir la pobreza, sino también la desigualdad en Bolivia.



## ANEXO 1

### ESTIMACIONES ECONOMETRICAS

Iteration 0: log likelihood = -7822.26  
Iteration 1: log likelihood = -6938.4026  
Iteration 2: log likelihood = -6934.9864  
Iteration 3: log likelihood = -6934.9397  
Iteration 4: log likelihood = -6934.9397

Probit regression

Number of obs = 11297

LR chi2(13) = 1774.64

Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -6934.9397

Pseudo R2 = 0.1134

---

p0	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
e	-.0763751	.0077134	-9.90	0.000	-.0914931	-.061257
Exp	-.0087996	.0020216	-4.35	0.000	-.0127619	-.0048374
exp2	-.0000545	.000031	-1.76	0.079	-.0001152	6.23e-06
urb_rur	.2010585	.0293563	6.85	0.000	.1435212	.2585958
s1_111	.0995146	.0168903	5.89	0.000	.0664102	.1326191
s1_13	-.0107097	.0123035	-0.87	0.384	-.034824	.0134046
s1_14	-.0619599	.0047821	-12.96	0.000	-.0713325	-.0525872
s4_01	.0652046	.0727745	0.90	0.370	-.0774308	.20784
sinesc	1.01251	.3236265	3.13	0.002	.3782141	1.646807
prim	.9673273	.2974615	3.25	0.001	.3843135	1.550341
secun	1.008956	.2813393	3.59	0.000	.4575407	1.56037
univ	.651341	.2598822	2.51	0.012	.1419813	1.160701
postgr	0	(omitted)				
_cons	-.4388649	.3874694	-1.13	0.257	-1.198291	.3205612

---

Iteration 0: log likelihood = -7822.26  
 Iteration 1: log likelihood = -6948.6849  
 Iteration 2: log likelihood = -6935.1936  
 Iteration 3: log likelihood = -6934.9415  
 Iteration 4: log likelihood = -6934.9397  
 Iteration 5: log likelihood = -6934.9397

Probit regression, reporting marginal effects

Number of obs = 11297  
 LR chi2(13) = 1774.64  
 Prob > chi2 = 0.0000  
 Pseudo R2 = 0.1134

Log likelihood = -6934.9397

p0	dF/dx	Std. Err.	z	P> z	x-bar	[ 95% C.I. ]
e	-.0184511	.001577	-11.68	0.000	8.34036	-.021542 -.01536
exp	.0269018	.0031986	8.41	0.000	21.1126	.020633 .033171
exp2	-.0000217	.0000123	-1.76	0.079	853.371	-.000046 2.5e-06
urb_rur	.0800415	.0116881	6.85	0.000	1.37346	.057133 .10295
s1_111	.0396168	.0067245	5.89	0.000	1.39896	.026437 .052797
s1_13	-.0042635	.004898	-0.87	0.384	2.0308	-.013864 .005336
s1_14	-.0246662	.0019037	-12.96	0.000	4.14207	-.028398 -.020935
s4_01	.025958	.0289716	0.90	0.370	1.08259	-.030825 .082741
prim*	-.017974	.0311759	-0.58	0.565	.290608	-.079078 .04313
secun*	-.0014152	.0420566	-0.03	0.825	.437196	-.083844 .081014
univ*	-.1409257	.0665809	-2.05	0.041	.170399	-.271422 -.01043
postgr*	-.3348499	.0731699	-3.13	0.002	.007878	-.47826 -.191439

obs. P | .4809241

pred. P | .4740879 (at x-bar)

(\*) dF/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1  
 z and P>|z| correspond to the test of the underlying coefficient being 0

Iteration 0: log likelihood = -6346.9259  
 Iteration 1: log likelihood = -5454.0338  
 Iteration 2: log likelihood = -5437.3245  
 Iteration 3: log likelihood = -5437.1028  
 Iteration 4: log likelihood = -5437.1012  
 Iteration 5: log likelihood = -5437.1012

Probit regression

	Number of obs	=	11297
	LR chi2(13)	=	1819.65
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -5437.1012	Pseudo R2	=	0.1433

pext0	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
E	-.0661383	.0087541	-7.56	0.000	-.083296	-.0489807
Exp	-.0021541	.002273	-0.95	0.343	-.006609	.0023009
exp2	-.0001307	.0000344	-3.80	0.000	-.0001982	-.0000632
urb_rur	.5342141	.0313969	17.01	0.000	.4726773	.5957509
s1_111	.1140468	.0169791	6.72	0.000	.0807685	.1473252
s1_13	-.0494885	.0141723	-3.49	0.000	-.0772657	-.0217113
s1_14	-.0618591	.005357	-11.55	0.000	-.0723586	-.0513596
s4_01	.0714087	.0719141	0.99	0.321	-.0695403	.2123576
sinesc	.7847143	.4348812	1.80	0.071	-.0676373	1.637066
prim	.816233	.4123195	1.98	0.048	.0081016	1.624364
secun	.8358532	.3988711	2.10	0.036	.0540802	1.617626
univ	.417243	.3802332	1.10	0.272	-.3280005	1.162486
postgr	0	(omitted)				
_cons	-1.689792	.4994848	-3.38	0.001	-2.668764	-.7108194

Iteration 0: log likelihood = -6346.9259  
 Iteration 1: log likelihood = -5462.8512  
 Iteration 2: log likelihood = -5437.6189  
 Iteration 3: log likelihood = -5437.1113  
 Iteration 4: log likelihood = -5437.1012  
 Iteration 5: log likelihood = -5437.1012

Probit regression, reporting marginal effects

Number of obs = 11297  
 LR chi2(13) = 1819.65  
 Prob > chi2 = 0.0000  
 Pseudo R2 = 0.1433

Log likelihood = -5437.1012

pext0	dF/dx	Std. Err.	z	P> z	x-bar	[ 95% C.I. ]
e	-.0296393	.001887	-15.71	0.000	8.34036	-.033338 -.025941
exp	.018619	.0026343	7.05	0.000	21.1126	.013456 .023782
exp2	-.000038	.00001	-3.80	0.000	853.371	-.000058 -.000018
urb_rur	.1554526	.0091647	17.01	0.000	1.37346	.13749 .173415
s1_111	.0331868	.0049491	6.72	0.000	1.39896	.023487 .042887
s1_13	-.0144008	.0041221	-3.49	0.000	2.0308	-.02248 -.006322
s1_14	-.0180006	.0015567	-11.55	0.000	4.14207	-.021052 -.014949
s4_01	.0207794	.0209261	0.99	0.321	1.08259	-.020235 .061794
prim*	.0092196	.0233054	0.40	0.691	.290608	-.036458 .054897
secun*	.0149184	.0323351	0.46	0.644	.437196	-.048457 .078294
univ*	-.0963239	.0457298	-1.87	0.041	.170399	-.185953 -.006695
postgr*	-.1574215	.0507008	-1.80	0.051	.007878	-.256793 -.05805
obs. P	.2495353					
pred. P	.213488 (at x-bar)					

(\*) dF/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1  
 z and P>|z| correspond to the test of the underlying coefficient being 0

Source	SS	df	MS	Number of obs	= 11242
Model	4356.09683	9	484.010759	F( 9, 11232)	= 568.17
Residual	9568.19606	11232	.851869308	Prob > F	= 0.0000
				R-squared	= 0.3128
				Adj R-squared	= 0.3123
Total	13924.2929	11241	1.23870589	Root MSE	= .92297

Lnyhogpcf	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Exp	-.0560937	.0035555	-15.78	0.000	-.0630631 -.0491243
exp2	.0000956	.0000215	4.46	0.000	.0000535 .0001376
urb_rur	-.6288335	.0210123	-29.93	0.000	-.6700213 -.5876456
s1_04	.0625705	.0033636	18.60	0.000	.0559773 .0691638
s1_11	-.1056473	.0118077	-8.95	0.000	-.1287925 -.0825022
s1_13	.0177811	.0086033	2.07	0.039	.0009172 .0346451
s1_14	.0704503	.0033645	20.94	0.000	.0638552 .0770454
s4_01	-.0202942	.0391422	-0.52	0.604	-.0970197 .0564314
s4_03a	.0128381	.0027708	4.63	0.000	.007407 .0182693
_cons	5.558502	.0782252	71.06	0.000	5.405167 5.711837

Source	SS	df	MS	
Model	1484.75734	4	371.189334	Number of obs = 7087
Residual	8502.22062	7082	1.20053948	F( 4, 7082) = 309.19
				Prob > F = 0.0000
				R-squared = 0.1487
				Adj R-squared = 0.1482
Total	9986.97796	7086	1.4093957	Root MSE = 1.0957

Lnypenf	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Prim	.4800573	.046042	10.43	0.000	.3898013	.5703134
Secun	.9277915	.0447438	20.74	0.000	.8400802	1.015503
Univ	1.420598	.0485394	29.27	0.000	1.325446	1.51575
Postgr	2.118814	.1208157	17.54	0.000	1.881979	2.355649
_cons	6.035228	.039333	153.44	0.000	5.958124	6.112333

Percentile ratios for distribution of yhogpcf: all valid obs.

---

p90/p10	p90/p50	p10/p50	p75/p25
14.721	2.945	0.200	3.309

---

Generalized Entropy indices  $GE(a)$ , where  $a$  = income difference sensitivity parameter, and Gini coefficient

---

All obs	$GE(-1)$	$GE(0)$	$GE(1)$	$GE(2)$	Gini
	1.67788	0.52850	0.50668	1.23880	0.50196

---

Atkinson indices,  $A(e)$ , where  $e > 0$  is the inequality aversion parameter

---

All obs	$A(0.5)$	$A(1)$	$A(2)$
	0.22026	0.41051	0.77042

---

## ANEXO 2

### EL METODO DE LA LINEA DE POBREZA (LP)

La línea de pobreza tradicionalmente se basa en el costo de una dieta nutricionalmente adecuada medida en términos de una canasta de consumo mínima. Para la gran mayoría de los países de América Latina, la composición de la canasta la provee la Comisión Económica para América Latina (CEPAL), y cumple con los requerimientos en términos de calorías y proteínas estipulados por la OMS, las Naciones Unidas y la FAO.

Según Contreras (2000), los hogares difieren en si en muchos aspectos sin embargo, el análisis de la pobreza que se aplica comúnmente trata a todos los hogares como si fuesen unidades homogéneas, utilizando así una línea de pobreza única. Gran parte de las investigaciones de pobreza que se han realizado en los países menos desarrollados, utilizan una línea de pobreza fija, la cual, como ya fue adelantado, se define en términos de la canasta mínima necesaria para satisfacer los requisitos de proteínas/calorías por adulto. La canasta se ajusta para incorporar otros gastos necesarios, tales como vestuario, por ejemplo, y luego se evalúa utilizando precios medios multiplicados por el tamaño de la familia media. Este procedimiento supone erróneamente que los hogares son homogéneos en todas sus características, incluyendo ubicación, tamaño, composición, servicios comunitarios locales etc.

Luego si consideramos las características demográficas de las familias y su ubicación geográfica parece aconsejable usar una Línea de Pobreza variable. Dicha LP, es estimada, para cada hogar, es decir, una línea de pobreza que controla por composición del hogar y precios regionales.

$$Z_{ij} = (\beta_0 * P_j) * F(na_i)$$

Donde:

$Z_{ij}$  es la línea de pobreza particular del hogar  $i$  en la región  $j = 1, 2, \dots, n$

$\beta_0$  representa la canasta que satisface los requerimientos de calorías mínimas.

$P_j$  es el vector de precios de  $j$ -ésima región

$F(na_i)$  es la función demográfica de un hogar, controlando por composición familiar, y

$na_i$  representa el número de integrantes de la familia que se encuentran en el grupo de edad "a" en el hogar  $i$

La metodología anterior merece algún comentario. En primer lugar la comparación a través del tiempo se debe ajustar de acuerdo a la inflación. En lugar, la heterogeneidad de precios regionales puede provocar cambios en la composición de la canasta mínima. Para resolver este problema, se deberían utilizar encuestas de gasto regional a fin de definir la composición de las canastas regionales; sin embargo, esta información generalmente no está disponible. En tercer lugar, el modelo supone implícitamente que no hay migración. Así como el tamaño del hogar y su composición son variables exógenas.



## Los indicadores de pobreza

Siguiendo el trabajo de Foster Greer y Thorbecke (1984), las mediciones de pobreza aquí presentadas son estimaciones de la brecha entre el ingreso del hogar y la línea de pobreza correspondiente a este. Por lo tanto, la definición de pobreza no solamente especifica un nivel determinado de ingreso, que representa la frontera entre el pobre y el no pobre, sino también toma en cuenta la gravedad o severidad de las condiciones de vida. Definimos la medición de pobreza  $P_\alpha$  como

$$P_\alpha = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^q \left[ \frac{g}{z} \right]^\alpha$$

Donde  $g_i = z_i - y_i$ , constituye la brecha de ingreso del hogar en una región específica, es decir, representa el déficit de ingreso del hogar  $i$ . Adicionalmente  $q = q(y_i, z_i)$ , representa el número de hogares pobres:  $y_i < z_i$ . El parámetro  $\alpha$  puede interpretarse como una medición de la aversión a la pobreza: un valor alto para  $\alpha$  pone mayor énfasis en los más pobres dentro del grupo de los pobres.

Existen diferentes mediciones derivadas a partir de  $P_\alpha$  que nos ayudan a comprender el fenómeno de la pobreza, tomando en cuenta no solamente el número de personas que viven en condiciones de pobreza, sino también el grado de intensidad de ella. En primer lugar existe la Tasa de pobreza (Headcount Ratio),  $H$ . Esta es la medición más común, definida como la fracción de la población que se encuentra por debajo de la línea de pobreza. En términos de la ecuación anterior,  $H$  es equivalente a  $P_\alpha$  cuando  $\alpha = 0$ . La principal ventaja de  $H$  reside en que es de fácil comprensión.

En segundo lugar tenemos el índice de la Brecha de Pobreza (PG). PG es equivalente a  $P_\alpha$  cuando  $\alpha = 1$ . Este es un buen indicador del grado de pobreza, en el sentido de que refleja la distancia proporcional en que se encuentran los hogares pobres por debajo de la línea de pobreza.

En tercer lugar existe la medición de Foster, Greer y Thorbecke (FGT), la cual es equivalente a  $P_\alpha$  cuando  $\alpha = 2$ . Esta medición capta las diferencias entre la línea de pobreza y el ingreso del hogar, dando una ponderación relativamente mayor a los más pobres.

## ANEXO 3

### LA CURVA DE LORENZ Y EL COEFICIENTE DE GINI

De acuerdo a Contreras (2000), las medidas de desigualdad más usadas son la Curva de Lorenz (CL), que permite apreciar toda la distribución y calcular el Coeficiente de Gini (CG), el cual es sensible especialmente a cambios en la parte media de la distribución, esto significa que variaciones en la distribución del ingreso en los segmentos más ricos (últimos percentiles), así como en los más pobres (primeros percentiles) no son capturados adecuadamente por este indicador. Tanto la CL como el CG suponen una función de bienestar social cóncava y usan como ponderaciones la posición ordinal de los distintos grupos de individuos respecto al ingreso.

Tal como señala Kakwani & Podder (1976), la CL muestra que porcentaje acumulado del ingreso es percibido por cada porcentaje acumulado de la población, es decir se construye a partir de las frecuencias acumuladas del ingreso y la población de forma que si la pendiente de la CL fuera 45°, estaríamos frente a una distribución perfectamente igualitaria, pues el X% de la población percibiría el X% del ingreso. Por otro lado, si la curva coincide con el eje de las abscisas, estaríamos frente a una perfecta desigualdad (total concentración del ingreso en un solo individuo).

Por su parte, el CG se basa en la CL y expresa a manera de un ratio en el área que se halla entre la línea de perfecta igualdad y la CL con respecto al área total (que se halla entre la línea de perfecta igualdad y 1 (perfecta desigualdad)). No obstante ser un indicador que trata de resumir los niveles de desigualdad existentes en la distribución, al hacerlo omite considerar la forma de la CL. En efecto, debemos ser conscientes que una distribución que concentra relativamente los ingresos entre los estratos altos de la población puede tener el mismo CG (la misma área) que otra distribución que se concentra entre los segmentos más pobres. De hecho, la única forma de saber si una distribución es más igualitaria (domina) que otra, es verificar si la CL de la primera esta siempre por encima de la otra.

$$G = \left[ \frac{1}{2n^2 \mu} \right] \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |y_i - y_j|$$

Siguiendo a Blackwood & Lynnch (1994) conviene destacar las limitaciones y ventajas (propiedades) que exhibe el uso de la CL como indicador de desigualdad:

- Es simétrico, en el sentido que no es sensible a cambios en el ordenamiento en el ingreso de los individuos. En otras palabras si dos o mas individuos se intercambian sus niveles de ingreso, el indicador no se altera.
- Es independiente respecto a la población considerada, es decir, si se tiene una distribución A compuesta de 4 individuos con sus ingresos y la duplicamos construyendo de esta manera una distribución B con 8 individuos con sus respectivos ingresos; la medida de desigualdad seguirá siendo la misma.
- Es sensible a la transferencia de ingreso entre un individuo rico hacia uno más pobre, manteniendo constante la ubicación de ambos en la distribución del ingreso. De hecho, el índice de desigualdad se reduciría en este caso. Esta propiedad se conoce como el Principio de Pigou-Dalton.
- Es sensible frente a variaciones en la escala; en otras palabras, si los ingresos de todos los individuos se ven incrementándose en la misma proporción, el indicador no se altera.

Evidentemente, es deseable que todo indicador de desigualdad cumpla con las propiedades anteriores, sin embargo es preciso destacar que al ser independiente de la escala de la distribución, la curva de Lorenz y con ella el Coeficiente de Gini, no consideran en impacto del nivel del ingreso medio en la estimación del bienestar de la población. De hecho uno podría esperar que un indicador de desigualdad como estimador del nivel de bienestar contemple no solo la equidad también la eficiencia, pues la gente no solamente prefiere una distribución equitativa sino también con ingresos altos. Esto constituye una limitación a tener en cuenta, en la medida que si tratamos de comparar las distribuciones de ingresos en dos momentos distintos del tiempo o entre dos grupos si ellas se cruzan, no es posible aseverar que una distribución sea superior a la otra (mejor), pero si se tiene en cuenta el ingreso medio de cada una, es posible salvar esta dificultad y concluir que una domina a la otra. Este método se conoce con el nombre de Curva de Lorenz Generalizada.

Adicionalmente, un tema de importancia constituye el hecho que para múltiples estimaciones e inferencias resulta necesario conocer la forma funcional específica de la CL, la que proviene de la función de densidad de la distribución del ingreso que no es conocida. Para salvar este obstáculo tradicionalmente la CL ha sido estimada paramétricamente. A lo largo de la literatura, han sido varias las formas funcionales (log normales, paretianas, elípticas, etc) y los métodos que se han escogido para realizar dicha tarea, sin embargo, a lo largo de las investigaciones, la que mas se ha usado es la estimación propuesta por Kakwani & Polder (1976), que a pesar que tiene algunas deficiencias como por ejemplo la que señala Rasche, R & J. Gaffney, C, Koo. (1980) respecto a que el limite de la pendiente de la CL no tienda a 1 cuando se aproxima a los extremos (es decir, cuando el porcentaje acumulado de la población de referencia es 0% y cuando es 100%), el hecho de satisfacer las primeras propiedades que definen los lugares geométricos por donde pasa la CL (como por ejemplo que el porcentaje acumulado del ingreso sea 0% cuando el porcentaje respectivo en la población también lo sea, o que sea 100% cuando el otro es 100%, que el porcentaje acumulado de la población este siempre por encima del respectivo valor del ingreso y que la CL no tenga pendiente negativa y sea monotonicamente creciente) le ha valido el reconocimiento de proveer una buen estimación de la verdadera CL, tal como lo afirma Kakwani (1980).

## ANEXO 4

### EL INDICE DE ATKINSON (CA)

Todos los indicadores de desigualdad, aunque sean estrictamente descriptivos, conllevan una función de utilidad implícita. En tal caso, es válido plantear una medida de desigualdad que haga explícita la función de utilidad utilizada. Propuestas anteriores (Dalton, 1920) presentaban el problema de que las funciones utilizadas dependían de constantes arbitrarias.

Atkinson (1970) resuelve este problema utilizando el concepto de “ingreso igualitariamente distribuido” ( $y_e$ ).

- $y_e$  = cantidad de ingreso que distribuida a todos por igual proporcionaría un nivel de utilidad igual al de la distribución original.

$$U(y) = a + b \frac{y^{1-\varepsilon}}{1-\varepsilon} \qquad y_e = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^{1-\varepsilon} \right)^{1/(1-\varepsilon)}$$

- El parámetro  $\varepsilon$  representa la “aversión a la desigualdad” :
  - $\varepsilon = 0$  implica indiferencia ante la desigualdad;
  - A medida que  $\varepsilon$  crece, aumenta la importancia de los más pobres.
  - Cuando  $\varepsilon \rightarrow \infty$ , sólo importa el individuo con menor ingreso
- El valor del índice es:  
con valores entre cero (perfecta igualdad - cuando  $y_e =$  media) y uno (perfecta desigualdad cuando  $y_e = 0$ ).
- Esto equivale a:

$$A_\varepsilon = 1 - \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{y_i}{\mu} \right)^{1-\varepsilon} \right]^{1/(1-\varepsilon)}$$

Para  $\varepsilon \geq 0, \varepsilon \neq 1$

$$A_\varepsilon = 1 - \exp \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log_e \left( \frac{y_i}{\mu} \right) \right]$$

Para  $\varepsilon = 1$

## BIBLIOGRAFIA

- ATKINSON, A. (1970), "On the measurements of the inequality", en *Journal of Economic Theory* , Vol. 2, N° 3.
- ATKINSON, A. (1987), "On the measurements of the poverty", en *Econometrica*.
- ATKINSON, A. (1991), "Comparing poverty rates internationally: Lessons from recent studies in developed countries", en *The World Bank Economic Review* , Vol. 5, N° 1.
- BAKER, JUDY Y M. GROSH (1994), "Poverty reduction through geographic targeting: how does it work?". *World Development*, Vol. 22, N° 7.
- BANCO MUNDIAL (1990), *La Pobreza*. Informe sobre el Desarrollo Mundial. Washington, D.C., Estados Unidos.
- BANCO MUNDIAL (1997 a), *Poverty and Income Distribution in a High-Growth Economy – Chile: 1987-1995*. Vol. II. Santiago, Chile.
- BANCO MUNDIAL (1997 b), *The State in a Changing World*. World Development Report. Washington, D.C., Estados Unidos.
- BERNAL, ERNESTO. (2009), *The social problem in Bolivia: Reduction of the poverty, increase and inequality distribution*.
- BLACKORBY, CH. Y D. DONALDSON (1980), "Ethical indices for the measurement of Poverty", en *Econometrica* , Vol. 48, N° 4.
- BLACKWOOD, D. Y R. LYNCH (1994), "The Measurement of Inequality and Poverty: A Policy Maker's Guide to the Literature". *World Development* Vol. 22, N° 3.
- BRAVO, DAVID Y A. MARINOVIC (1997), "La Educación en Chile: una mirada desde la economía". *Persona y Sociedad* , Vol. XI, N° 2. Instituto Latinoamericano de Doctrina y Estudios Sociales, Ildes, Santiago, Chile.
- CEPAL (1991), *Magnitud de la Pobreza en América Latina en los Años Ochenta*. Estudios e Informes de Cepal, N° 81. Santiago, Chile.
- CEPAL (1996 a). *Panorama Social en América Latina en 1996*. Santiago, Chile.
- CONTRERAS, D. (2000), *Pobreza y Desigualdad en Chile: 1987-1992* . Documento de Trabajo. Centro de Estudios Públicos. Santiago, Chile.
- CONTRERAS, D. (1996b), *What do we want to measure: inequality or polarization*. UCLA, Department of Economics. Los Angeles, Estados Unidos.
- CONTRERAS, D. Y J. RUIZ-TAGLE (1996), *¿Cómo medir la distribución de ingresos en Chile? ¿Son distintas nuestras regiones? ¿Son distintas nuestras familias?*. Universidad de Chile, Dpto. de Economía. Santiago, Chile.
- CONTRERAS, D. Y D. THOMAS (1997), *Individual Resources and the Children Welfare : Evidence from Indonesia* (mimeo). Universidad de Chile, Dpto. de Economía. Santiago, Chile.
- DE GREGORIO, J. Y K. COWAN (1996), *Distribución y Pobreza en Chile: ¿Estamos mal? ¿Ha habido progresos? ¿Hemos retrocedido?* . Ministerio de Hacienda. Santiago, Chile.
- ESTEBAN J. Y D. RAY (1994), "On the Measurement of Polarization", en *Econometrica*
- FIELDS, GARY (1996), *Accounting for Differences in Income Inequality* (mimeo). Cornell University.
- FERNANDEZ, V. (2001), *Apuntes de Econometría Aplicada*, Universidad de Chile, Dpto. de Ingeniería Industrial. Santiago de Chile.
- FISZBEIN, A. Y G. PSACHAROPOULOS (1995), *Income Inequality Trends in Latin America in the 1980s*. The Brookings Institution.

- FOSTER, J., J. GREER Y E. THORBECKE (1984), “A class of Descomposable Poverty Measures”, en *Econometrica* Vol. 52 N° 3.
- FOSTER, J. Y A, SHORROCKS (1988), “Poverty Orderings”, en *Econometrica*.
- GREENE, W. (1993), *Econometric Analysis* . Prentice Hall. New Jersey, Estados Unidos.
- INE. 2009. Encuesta de Hogares 2009, Base de datos. La Paz Bolivia
- KAKWANI, N. Y N. PODDER (1976), “Efficient Estimation of the Lorenz Curve and Associated Inequality Measures from Grouped Observations”, en *Econometrica* Vol. 44, N° 1.
- KAKWANI, N. (1980 a), “On a class of poverty measurements”, en *Econometrica* Vol.4 8 , N ° 2
- KAKWANI, N. (1980 b), “Functional Forms for estimating The Lorenz Curve: A Reply”, en *Econometrica* Vol. 48, N° 4.
- KANBUR, R. (1987), “Measurement and Alleviation of Poverty”. *IMF Staff Papers* N° 34.
- LARRAÑAGA, O. (1994), *Pobreza, Crecimiento y Desigualdad: Chile 1987-1992*. Ilades, Santiago, Chile.
- MINCER, J. (1970), “The distribution of labor incomes: a survey with special reference to the human capital approach”. *Journal of Economic Literature* Vol. 8.
- POLLACK, M. Y A. UTHOFF (1990), *Pobreza y empleo: un análisis del período 1969-1987 en el Gran Santiago* . Documento de Trabajo N° 348. Prealc, OIT.Santiago, Chile.
- PROGRAMA DE NACIONES UNIDAS PARA EL DESARROLLO–PNUD (1996), *Informe sobre Desarrollo Humano* . París, Francia.
- PSACHAROPOULOS, G. (1991), *Impacto Económico de la Educación: Lecciones para los Diseñadores de Política* . Centro Internacional para el CrecimientoEconómico.
- PSACHAROPOULOS, G. Y Y. CHU NG (1992), *Earnings and Education in Latin America: Assessing Priorities for Schooling Investments* . Banco Mundial.
- RACZYNSKI, D. (1992), *Tipos de Pobreza, Chile 1987. Resultados de un ejercicio empírico* . Notas Técnicas, N° 146, Cieplan, Santiago, Chile.
- RAVALLION, M. Y M. HUPPI (1991), “Measuring Changes in Poverty: A methodological case study of Indonesia during an Adjustment Period”. *The World Bank Economic Review* Vol. 5 N° 1.
- RAWLS, J. (1971), *Teoría de la Justicia* . Fondo de Cultura Económica. Ciudad de México.
- ROMAGUERA, P. Y A. BUTELMAN (1993), “Educación Media General vs. Técnica: Retorno Económico y Deserción”. *Colección de Estudios Cieplan* N° 38. Santiago, Chile.
- SEN, A. (1976), “Poverty: an ordinal approach to measurement”, en *Econometrica*, Vol. 44, N° 2.
- SHORROCKS, A. (1980), “The class of additively descomposable inequality measures”, en *Econometrica* , Vol. 48, N° 3.
- SHORROCKS, A. (1984), “Inequality descomposition by population subgroups”, en *Econometrica* , Vol. 52, N° 6.
- VARIAN, HAL (1992), *Análisis Microeconómico*. Ed. Anthony Bosch. Barcelona, España.