

DETERMINANTES DAS DIFERENÇAS REGIONAIS NA DISTRIBUIÇÃO DA RECEITA NA COLÔMBIA, UM EXERCÍCIO DE MICRO-DECOMPOSIÇÃO

LEONARDO BONILLA MEJÍA*

*Economista do Centro de Estudos Econômicos Regionais (CEER) do Banco da República, Cartagena. O autor agradece as sugestões de Adolfo Meisel, María Aguilera, Irene Salazar, Juan David Barón, Julio Romero, Luis Armando Galvis e Joaquín Vilorio durante a elaboração da primeira versão do presente documento, bem como aos participantes do primeiro encontro da Regional Science of Americas (RSA), e do Seminário do Banco da República, e as correções propostas pelo avaliador anônimo da revista *ESPE*.
Correio eletrônico: lbonilme@banrep.gov.co
Documento recebido no dia 17 de outubro de 2008; versão final aceita no dia 16 de fevereiro de 2009.

Neste estudo exploram-se os determinantes das diferenças regionais na distribuição da receita dos lares das 23 principais cidades da Colômbia. Objetivo é esclarecer os fatores pelos quais em algumas cidades o crescimento da economia foi compatível com aumentos substanciais na desigualdade da receita. A estratégia seguida consiste em modelar como seria a distribuição da receita dos habitantes urbanos da Colômbia se as 23 cidades consideradas tivessem algumas das características de Bogotá. Para isto se empregam métodos de microdecomposição paramétrica. A estrutura de retornos e sua interação com a educação e o número de crianças, bem como os rendimentos não trabalhistas, destacam-se entre os fatores cujos efeitos pioram a distribuição da receita. O fator mais progressivo da capital é sua estrutura ocupacional.

Classificação JEL: C15, C25, R12, R20, R23, D31, D63, J31.

Palavras chave: economia regional, distribuição do rendimento, desigualdade, decomposição, micro-decomposição.

DETERMINANTS OF THE REGIONAL DIFFERENCES IN INCOME DISTRIBUTION IN COLOMBIA, A MICRO-DECOMPOSITION ANALYSIS

LEONARDO BONILLA MEJÍA*

This paper studies the determinants of regional differences in household income distribution of the 23 Colombian major cities. The aim of the study is to explain why, in some cities, economic growth has come with significant increases in income inequality. The strategy consists on modeling what the household income distribution of the studied cities would be if they shared some characteristics of Bogota households. Parametric micro-decomposition techniques are applied. Labor returns, and its interaction with education and family size, as well as non labor incomes are the most regressive factors. The occupational choices are Bogota's most progressive factor.

JEL classification: C15, C25, R12, R20, R23, D31, D63, J31.

Keywords: regional economics, income distribution, inequality, decomposition, micro-decomposition.

*Economist of Centro de Estudios Económicos Regionales (CEER), Banco de la República, Cartagena. The Author thanks the comments from Adolfo Meisel, María Aguilera, Irene Salazar, Juan David Barón, Julio Romero, Luis Armando Galvis, Joaquín Viloria, the participants in the first annual meeting of Regional Science of the Americas (RSA), the participants in the Banco de la República Seminar and an anonymous referee.

E-mail:
lbonilme@banrep.gov.co

Document received: 17
October; final version
accepted: 16 February
2009.

DETERMINANTES DE LAS DIFERENCIAS REGIONALES EN LA DISTRIBUCIÓN DEL INGRESO EN COLOMBIA, UN EJERCICIO DE MICRODESCOMPOSICIÓN

LEONARDO BONILLA MEJÍA*

*Economista del Centro de Estudios Económicos Regionales (CEER) del Banco de la República, Cartagena. El autor agradece las sugerencias de Adolfo Meisel, María Aguilera, Irene Salazar, Juan David Barón, Julio Romero, Luis Armando Galvis, y Joaquín Vilorio durante la elaboración de la primera versión del presente documento. Igualmente expresa su agradecimiento a los participantes del primer encuentro de la Regional Science of Americas (RSA) y del Seminario del Banco de la República, así como al evaluador anónimo de la revista *ESPE* por sus correcciones propuestas. Correo electrónico: lbopilme@banrep.gov.co

Documento recibido:
17 de octubre de 2009;
versión final aceptada:
16 de febrero de 2009.

En este estudio se exploran los determinantes de las diferencias regionales en la distribución del ingreso de los hogares de las veintitrés ciudades principales de Colombia. El objetivo es esclarecer los factores por los cuales en algunas ciudades el crecimiento de la economía ha sido compatible con aumentos sustanciales en la desigualdad del ingreso. La estrategia seguida consiste en modelar cómo sería la distribución del ingreso de los habitantes urbanos de Colombia si las ciudades consideradas compartieran algunas de las características de Bogotá. Para esto se emplean métodos de microdescomposición paramétrica. La estructura de retornos y su interacción con la educación y el número de niños, así como los ingresos no laborales, destacan entre los factores cuyos efectos empeoran la distribución del ingreso. El factor más progresivo de la capital es su estructura ocupacional.

Clasificación JEL: C15, C25, R12, R20, R23, D31, D63, J31.

Palabras clave: economía regional, distribución del ingreso, desigualdad, descomposición, microdescomposición.

I. INTRODUCCIÓN

Durante los últimos veinte años, la distribución del ingreso en Colombia se ha deteriorado considerablemente. Este fenómeno ha sido muy estudiado en el agregado nacional, y varios investigadores coinciden en afirmar que la distribución de la educación y su desigual remuneración son los principales determinantes de este gran retroceso. Sin embargo, no sucede lo mismo con las diferencias regionales en la desigualdad.

Así como existen patrones espaciales en la producción, la pobreza, las dotaciones educativas, la dinámica demográfica y los efectos del comercio exterior¹, la desigualdad del ingreso cambia a través de las regiones, los departamentos y las ciudades. En Bonilla (2008) se muestra que estas diferencias son estadísticamente significativas y, además, que los departamentos y las ciudades más ricos tienden a presentar peores indicadores de desigualdad. De forma similar, Garza (2008) clasifica a Bogotá, Antioquia, Valle y Atlántico entre los más desiguales y destaca la gran participación de los tres primeros en la desigualdad total del país².

¹ Véase por ejemplo, Galvis y Meisel (2002) y Bonet y Meisel (2006), en el tema del crecimiento; Pérez (2007a), Bonet (2007) y Sayago (2009), respecto a la pobreza y la educación; Pérez (2007b) respecto a la dinámica demográfica; y Haddad, Bonet, Hewings y Perobelli (2008), en cuanto al comercio.

² A partir de la Encuesta Continua de Hogares (ECH), Garza construyó el coeficiente de GINI y el índice de Theil por departamentos para los años 1996, 1998 y 2003. Además, realizó descomposiciones por subgrupos del índice de Theil y notó que Bogotá, Antioquia y Valle contribuyen significativamente a la desigualdad, tanto por la interdesigualdad como por la intradesigualdad.

En este estudio se exploran los determinantes de las diferencias regionales en la distribución del ingreso, buscando esclarecer las razones por las cuales en varias ciudades colombianas el crecimiento de la economía ha sido compatible con aumentos sustanciales en la desigualdad. Este tema es especialmente pertinente en las regiones de ingreso medio, en donde la desigualdad no es tan alta, pero se teme por lo que pueda suceder en los próximos años. ¿Cuáles pueden ser los efectos distributivos del crecimiento y el desarrollo en estos departamentos y ciudades? ¿Existen políticas que suavicen eventuales retrocesos distributivos?

En este documento se realizan ejercicios de descomposición de factores de desigualdad del ingreso de los hogares a partir de métodos de microdescomposición paramétrica tipo Bourguignon y Ferreira (2004). Los datos empleados provienen de la Encuesta de Ingresos y Gastos (EIG) 2006-2007. La metodología busca construir escenarios contrafactuales en los que se evalúa cuál sería la distribución del ingreso de las principales ciudades de Colombia si tuvieran mercados laborales, sistemas educativos y decisiones demográficas semejantes a los de Bogotá. Se toma la capital como punto de referencia, no sólo por ser la ciudad con mayor ingreso y tamaño en cuanto a población, sino por tratarse de una de las más desiguales y de la que más aporta a la desigualdad total del país.

La Sección II contiene una breve revisión de literatura sobre la evolución de la desigualdad en Colombia, haciendo énfasis en los determinantes de la desigualdad. En la Sección III se presenta la metodología empleada. En las secciones IV y V se presentan, respectivamente, los resultados agregados y desagregados a nivel de ciudad de los ejercicios de microdescomposición. En la última sección se concluye.

II. LOS DETERMINANTES DEL RETROCESO DISTRIBUTIVO EN COLOMBIA

A lo largo del siglo XX se han registrado fuertes movimientos distributivos en Colombia. Londoño (1995) muestra que la curva de “U” invertida propuesta por Kuznets efectivamente se cumple para Colombia entre 1938 y 1988, con un punto de máxima desigualdad alrededor de 1964. El autor prueba además que los argumentos de tipo dualistas de Kuznets fallan a la hora de explicar la gran magnitud de los movimientos³. En efecto, durante ese período de rápido crecimiento económico

3 Tal vez la principal característica de las fases de ese período de desarrollo fue la magnitud de los cambios. El coeficiente de GINI creció de 45,4 en 1938 a 55,5 en 1964 y bajó de nuevo a 47,7 en 1988.

producido por el cambio tecnológico, los movimientos en los retornos a la educación y en las dotaciones educativas, y no la urbanización y las migraciones⁴, fueron los elementos protagonistas de tan abruptos cambios en la desigualdad.

Gráfico 1
Coeficiente de GINI del ingreso per cápita de los hogares de siete ciudades⁵, 1976-2006



Fuente: Departamento Nacional de Planeación.

Como se puede ver en el Gráfico 1, desde el comienzo de los noventa la tendencia distributiva se ha revertido y en menos de veinte años se han alcanzado niveles de desigualdad comparables a los de 1964. De nuevo el caso colombiano se destaca por lo agudo de las fluctuaciones. Así como Londoño (1995) lo propone para el período 1938-1964, la gran mayoría de los autores que estudian la concentración del ingreso observada en las dos últimas décadas coinciden en que, de nuevo, son la educación y los retornos a la educación los que explican la mayor parte del rápido crecimiento de la desigualdad.

Dado esto, resulta importante profundizar en el mecanismo a través del cual las dotaciones educativas y su remuneración pueden afectar la distribución del ingreso.

⁴ Si bien la tasa de urbanización alcanzó su máximo nivel en el período 1951-1964 (Flórez, 2000) y es coherente con los signos de la tendencia distributiva, según Londoño (1995) este tipo de variable no logra explicar la magnitud de los cambios.

⁵ Barranquilla, Bogotá, Cali, Medellín, Bucaramanga, Manizales y Pasto.

Todo comienza por un cambio técnico o tecnológico lo suficientemente importante como para presionar el mercado de factores, y en particular la demanda de mano de obra calificada. La incapacidad para responder con prontitud provoca un exceso de demanda que se traduce rápidamente en un aumento del salario relativo del grupo que cuenta con la educación requerida. Mientras que el número de individuos con educación superior no crezca lo suficiente como para reducir el exceso de demanda, todo esfuerzo en educación tendrá efectos regresivos. Sólo en la medida en que este exceso de demanda se reduzca significativamente se puede llegar a un punto de quiebre a partir del cual todo aumento en las dotaciones educativas se verá reflejado en una estructura salarial menos desigual y, por tanto, en un ingreso mejor distribuido.

Si un investigador se ciñera estrictamente a la argumentación de Kuznets (1955) y limitara el problema de las fases de la distribución a la evolución de la urbanización, no habría argumentos que justificaran un nuevo incremento de la desigualdad después de haber alcanzado el “desarrollo”. El Banco Mundial ha sido acusado por muchos de cometer este error. El mecanismo basado en las dotaciones educativas y las estructuras salariales parece capaz de predecir retrocesos distributivos asociados a nuevos procesos de desarrollo. En efecto, un cambio tecnológico drástico, por ejemplo la revolución informática, puede rápidamente dejar “obsoleta” la mano de obra y generar en cualquier punto del desarrollo nuevos excesos de demanda de mano de obra especializada.

Para el período 1938-1988, Londoño (1995) ubica en la década de los sesenta el punto de quiebre a partir del cual los retornos a la educación comienzan. Es importante mencionar que para llegar a este punto, en el que Colombia pasó de tres a cuatro años de educación promedio por adulto, hubo un esfuerzo importante en el gasto público en educación, que se aceleró a partir de la segunda mitad de los años cincuenta. En particular, la creación del SENA en 1957 modificó sustancialmente la oferta de trabajadores con calificación técnica.

Durante la década de los noventa, la brecha salarial entre la educación media y la profesional creció rápidamente en Colombia. Núñez y Sánchez (1998) muestran que mientras que en 1990, las personas con 16 años de educación tenían en promedio salarios 2,4 veces más altos a aquellos con 11 años de educación, en 1998 esta brecha superaba 2,8. Ocampo, Sánchez y Tovar (2000) encontraron que “la desfavorable evolución del empleo ha afectado fundamentalmente a los trabajadores de más bajo nivel educativo” (p. 77) y que “el cambio tecnológico ha sido intensivo en capital y ahorrador en mano de obra en todos los niveles educativos, aunque con mayor inci-

dencia en la mano de obra de menor calificación” (p. 77). Arango, Posada y Uribe (2004) mostraron que “el aumento salarial cobijó, básicamente a empleados con mayores niveles de educación en el sector privado” (p. 23). Tribín (2005) concluyó también que “el cambio en la tendencia de la desigualdad que se presentó en 1987 fue guiado por el aumento en los retornos a la educación y de las habilidades no observables” (p. 79). Posso (2008) indicó que “el cambio en la composición educativa del mercado laboral ha llevado a un crecimiento desigual” (p. 17) y que existe una heterogeneidad en salarios en el grupo de los más educados que puede asociarse a diferencias en la calidad de la educación.

Vélez, Leibovich, Kugler, Bouillón y Núñez (2004) estudiaron la relación entre la distribución de los salarios y la distribución del ingreso familiar, así como los determinantes del aumento en la desigualdad entre 1978 y 1995 en Colombia. Para los autores, los principales determinantes de los cambios en la distribución del ingreso familiar son, en su orden: a) la estructura de ingresos laborales, b) la varianza del componente no observado de los ingresos laborales, c) la participación laboral femenina, d) los cambios en las dotaciones educativas, y e) los cambios en el tamaño de los hogares.

El comercio exterior desempeñó también un papel decisivo en los cambios distributivos de la década de los noventa. Ocampo, Sánchez y Tovar (2000) sostienen que “los sesgos generados por la apertura económica hacia la demanda de mano de obra más instruida se reflejan también en la mayor rentabilidad de la educación para los niveles de escolaridad más altos” (p. 77). Al respecto, Attanasio, Goldberg y Pavcnik (2002) mostraron que los sectores más afectados por la apertura fueron aquellos intensivos en mano de obra no calificada, y que los menos afectados fueron los que, en promedio, empleaban a los más capacitados. Además, ellos probaron que la apertura contribuyó al aumento de los trabajadores informales y que esto a su vez tuvo efectos regresivos. Por su parte, Santamaría (2001) afirma que la apertura aumentó la demanda de empleados capacitados y así mismo la diferencia salarial entre la educación media y la universitaria.

Además de la apertura económica, otros cambios estructurales pueden haber tenido efectos sobre la distribución del ingreso. Entre ellos se destacan la Constitución de 1991, la ley 100 de 1993 y, más recientemente, la importante caída en la inflación que tuvo lugar después de 1999. En ninguno de estos casos hay pleno consenso sobre el efecto que hayan tenido las políticas, en la desigualdad. Sin embargo, tal debate supera el alcance del presente documento. A continuación se describe breve-

mente la metodología empleada para descomponer los factores de las diferencias en la desigualdad entre ciudades colombianas.

III. UNA ALTERNATIVA PARA DESCOMPONER LOS DETERMINANTES DE LAS DIFERENCIAS EN DESIGUALDAD

Existen distintos enfoques a la hora de evaluar los determinantes de la desigualdad. Probablemente el más intuitivo de ellos consiste en estimar para un grupo de regiones o países una función que asocie una medida de desigualdad a un conjunto de variables explicativas. Entre los factores incluidos es común encontrar variables económicas, educativas, demográficas e institucionales, entre otras. Por ejemplo, Perugini y Martino (2008) estimaron los determinantes de la desigualdad en países europeos con datos de corte transversal (MCO). Barro (1999) estimó un modelo de panel con base en la información de diferentes países del mundo, y Gries y Redlin (2008) hicieron lo mismo con regiones de China. En el presente estudio, esta estrategia no parece la más adecuada ya que sólo se cuenta con información confiable en temas de distribución del ingreso para veintitrés ciudades principales.

En vista de que se tiene acceso a encuestas, este documento sigue el camino de la microdescomposición paramétrica propuesta en Bourguignon y Ferreira (2004). Los datos empleados se toman de la EIG de 2006-2007. La muestra incluye población urbana y rural, pero hay una gran concentración alrededor del área urbana y específicamente de las capitales departamentales. Por esta razón, el estudio se centra en las familias que viven en veintitrés ciudades de Colombia⁶.

Siguiendo la tradición de Oaxaca (1973) y Blinder (1973), las metodologías posteriores basadas en microdescomposición paramétrica permiten descomponer las diferencias en la distribución del ingreso de dos poblaciones⁷, pero con el avance de que

⁶ Los ejercicios se realizan con encuestas de 30.936 hogares urbanos que suman un total de 119.170 individuos en las veintitrés ciudades principales. Como se trata de ejercicios de simulación, es importante expandir la muestra para generar aleatoriedad. Para esto se emplean las ponderaciones provistas por el DANE. Por razones de eficiencia computacional, las ponderaciones se reescalan de tal forma que el hogar con la menor ponderación aparezca una sola vez. De esta forma, en lugar de trabajar con 5'594.908 hogares, se emplean sólo 690.665 hogares. Mayores detalles acerca del procesamiento de la encuesta pueden encontrarse en Bonilla (2008).

⁷ Existen alternativas semiparamétricas, como es el caso en Dinardo, Fortin y Lemieux (1996), cuya metodología fue empleada para Colombia en Santamaría (2001). Por poblaciones pueden

no sólo se simula el ingreso promedio sino toda la distribución del ingreso. De un modo general, los factores de la diferencia entre distribuciones se clasifican en tres categorías: a) la distribución de las características de los agentes, b) la estructura de retornos y decisiones, y c) los componentes no observados. La estrategia para evaluar la importancia de cada uno de estos factores comprende los siguientes pasos:

- 1) Estimar para cada población (A y B) el ingreso (y) como función de un conjunto de variables exógenas (X). El tamaño de las poblaciones no debe necesariamente coincidir. Las formas funcionales G son predeterminadas.

$$y_i^A = G(X_i^A, \varepsilon_i^A; \beta^A) \quad (1)$$

$$y_i^B = G(X_i^B, \varepsilon_i^B; \beta^B) \quad (2)$$

Donde β es un conjunto de parámetros que definen la estructura de retornos, y ε es un conjunto de variables aleatorias que recogen el componente no observado. Las distribuciones de estas variables aleatorias dependen de las formas funcionales escogidas.

- 2) Simular cuál sería el ingreso de cada uno de los agentes de un grupo, si estuviera sujeto a algunas o todas las estructuras de retornos y decisiones y/o a las distribuciones de los componentes no observados del otro grupo. En adelante se notarán los ejercicios contrafactuales de la siguiente forma:

$$y_{i,\beta\varepsilon}^{B \rightarrow A} = G(X_i^A, \varepsilon_i^B; \beta^B) \quad (3)$$

En este ejemplo se toman todos los parámetros estimados β y la distribución del componente no observado ε de la población B y se evalúa el ingreso de los agentes de la población A .

- 3) Una vez simulado el ingreso de cada agente se pueden construir las distribuciones contrafactuales del ingreso y las medidas de desigualdad. A continuación las distribuciones observadas y luego las contrafactuales de A :

$$f(y^A) = \{y_1^A, y_2^A, \dots, y_T^A\} \quad (4)$$

entenderse no sólo subgrupos de individuos caracterizados por raza, género o ubicación espacial, sino también un mismo grupo de individuos en momentos diferentes del tiempo.

$$f(y_{\beta\epsilon}^{A \rightarrow B}) = \{y_{1,\beta\epsilon}^{B \rightarrow A}, y_{2,\beta\epsilon}^{B \rightarrow A}, \dots, y_{T,\beta\epsilon}^{B \rightarrow A}\} \quad (5)$$

Así como la media, las medidas de desigualdad pueden expresarse como funciones de la distribución del ingreso, $I[f(y)]$. El efecto en la desigualdad de la población A de adoptar todas las estructuras de retornos y decisiones, así como las distribuciones de los componentes no observados de la población B es igual a:

$$\Delta I_{\beta\epsilon}^{A \rightarrow B} = I[f(y^A)] - I[f(y_{\beta\epsilon}^{A \rightarrow B})] \quad (6)$$

La limitación principal de esta metodología es que corresponde a un análisis de equilibrio parcial, centrado en la oferta laboral, y con estructuras de retorno fijas. Por ejemplo, no sirve para estimar cuánto cambia la estructura de los salarios una vez se reduce el exceso de demanda de mano de obra especializada. En cambio, sí permite saber cuál sería el efecto *directo* o *parcial* de un cambio en la estructura de salarios en la distribución del ingreso. Los resultados deben, por tanto, interpretarse con cuidado y en ningún caso asumir que se trata de efectos de largo plazo o equilibrio general.

En la línea de los ejercicios contrafactuales basados en microsimulaciones paramétricas, Juhn, Murphy y Pierce (1993) proponen una metodología para simular la distribución de los ingresos salariales. Por su parte, Bourguignon y Ferreira (2004) amplían los objetivos y simulan el ingreso per cápita de los hogares. Para Colombia hay aplicaciones de estos dos tipos de descomposición en Tribín (2005) y Vélez *et al.* (2004), respectivamente. Mientras que en el primer caso el problema se limita a una ecuación lineal de ingreso salarial, para modelar el ingreso per cápita del hogar también se tienen en cuenta decisiones sobre el sector de ocupación, la educación y el número de niños en el hogar. La formulación empleada sigue de cerca la propuesta por Bourguignon y Ferreira (2004). En este caso las variables exógenas X se dividen en dos grupos: las netamente exógenas (V), entre las cuales se encuentran la edad, el género, la pertenencia cultural y étnica a grupos afrodescendientes e indígenas, si es o no jefe de hogar, el género del jefe de hogar, y la asistencia a la escuela; y las semiexógenas (W), que incluyen ocupación, educación y número de niños en el

hogar⁸. El ingreso del h -ésimo hogar (y_h) depende de ambas. A su vez, las variables semiexógenas dependen de las netamente exógenas:

$$y_h = G[V, W, \varepsilon; \Omega] \quad (7)$$

$$W = H[V, \eta; \phi] \quad (8)$$

Donde Ω y ϕ son vectores de parámetros y ε y η , variables aleatorias. A continuación se describen brevemente las formas funcionales de G y H .

El ingreso per cápita del h -ésimo hogar (y_h) es igual a la suma de los ingresos laborales de los i individuos ocupados en el sector j , (y_{hi}^j), y de los ingresos no laborales del hogar, (y_{0h}), dividido por el número de personas en el hogar (n_h)⁹:

$$y_h = \frac{1}{n_h} \left[\sum_{i=1}^{n_h^a} \sum_{j=1}^J (I_{hi}^j y_{hi}^j) + y_{0h} \right] \quad (9)$$

Hay J variables indicadoras I_{hi}^j que son iguales a 1 si el individuo i (en edad de trabajar) está ocupado en el sector j correspondiente, y 0 en otro caso. Se cuenta como niño (n_h^n) a todo miembro del hogar que no se encuentre en edad de trabajar (n_h^a), independientemente de su relación con el jefe de hogar, esto equivale a decir que: $n_h = n_h^n + n_h^a$.

Tanto para los trabajadores asalariados como para los independientes, y también en el caso de los ingresos no laborales del hogar¹⁰, se estiman modelos log-lineales de ingreso en función de las variables exógenas (V) y semiexógenas (W) concatenadas en X_{hi} :

$$\log y_{hi}^j = X_{hi} \Omega^j + \varepsilon_{hi}^j \quad (10)$$

⁸ No necesariamente el número de niños en el hogar coincide con el número de hijos del jefe de hogar.

⁹ En este documento se entiende por hogar la unidad de gasto, que incluye a todos los miembros del hogar distintos de empleados domésticos, inquilinos y otros empleados.

¹⁰ Los ingresos no laborales incluyen subsidios familiares y personales, pensiones y rentas.

Las decisiones ocupacionales reflejadas en las variables I_{hi}^j así como las decisiones de educación (Edu_{hi}) y de número de niños en el hogar (n_h^n) se estiman con modelos tipo logit multinomial. Se definen tres categorías para decisiones ocupacionales y de educación y cuatro en el caso del número de niños (véase Cuadro 1). Siguiendo a Vélez *et al.* (2004), se distinguen asalariados de independientes y se agrupan en una sola categoría a inactivos, desempleados y ocupados no remunerados¹¹. En adelante, las tres categorías de nivel educativo se denominarán bajo, medio y alto. Véase el Anexo 1 para mayor detalle en cuanto a las distribuciones de ε y η , las estimaciones y las simulaciones de los ingresos y las decisiones de los agentes.

Cuadro 1
Categorías de las variables semiexógenas

		Variable		
		Ocupación	Educación	Niños/hogar
Categoría	1	Sin ingreso	Hasta primaria	0
	2	Asalariado	Hasta media o secundaria	1
	3	Independiente	Profesional o superior	2
	4	.	.	3 o más

Fuente: elaborado por el autor.

En el presente estudio se busca comprender por qué hay ciudades que, a pesar de destacarse por sus altos niveles de desarrollo, se encuentran entre las más desiguales¹².

¹¹ En general, los estudios que emplean esta metodología agrupan a los individuos que no tienen ingresos. Gasparini, Marchionni y Sosa Escudero (2004) proponen la siguiente justificación: "Para las medidas de desigualdad, es irrelevante si el individuo tiene un ingreso igual a cero porque está desempleado o porque no está buscando trabajo". Una alternativa no explorada en este documento, pero que podría ser parte de una agenda futura de investigación, es ubicar en una categoría aparte a los desempleados y estimar y simular dos decisiones anidadas de los agentes, la de participación en el mercado laboral y la de empleo (por ejemplo, con un logit anidado). Tal aproximación permitiría aislar los efectos distributivos del desempleo. Esta idea surgió durante la elaboración del presente documento, pero no se desarrolló dada la complejidad de la simulación de un proceso tal.

¹² Es posible distinguir en la literatura internacional dos tipos de preguntas que se intentan responder con esta metodología. La primera de ellas es: ¿cuáles son los factores que explican un cambio (en general, un retroceso) en la distribución del ingreso durante un intervalo de tiempo? Entre otros, este es el caso de Ferreira y Paes de Barros (2004), Gasparini, Marchionni y Sosa Escudero (2004), Vélez *et al.* (2004) y Alatas y Bourguignon (2004). La segunda pregunta es: ¿cuáles son los factores que explican que un país o una región sea más o menos desigual que otro? Entre los documentos revisados que tienen problemáticas de este tipo se encuentran Bourguignon, Ferreira y Leite (2004), quienes comparan a Brasil con Estados Unidos y México, y Zacaria y Zolota (2006), que evalúan las diferencias entre regiones de Argentina.

Bogotá es un buen ejemplo. Se trata de la ciudad más poblada y con mayor producción del país. Cuenta también con el ingreso per cápita más alto y con indicadores de cobertura en servicios básicos y educación muy por encima de la media nacional. Sin embargo, y más allá de los buenos resultados del habitante promedio de la capital, la distribución del ingreso de la capital es altamente desigual. En efecto, el coeficiente de GINI del ingreso per cápita de los hogares de la capital es en promedio tres puntos mayor al de las otras veintidós ciudades principales¹³. Además, Bogotá aporta alrededor del 32% de la desigualdad intrarregional del ingreso per cápita de los hogares del país, y el 71% si sólo se tienen en cuenta las veintitrés ciudades estudiadas¹⁴.

En vista de la importancia del caso bogotano y de las características de la metodología, en este estudio se aborda el tema descomponiendo las diferencias en distribución entre la capital y *cada una* de las demás ciudades principales¹⁵. Otra alternativa sería descomponer las diferencias entre las ciudades y el promedio nacional. Sin embargo, las conclusiones parecen más intuitivas si se compara siempre con una ciudad en particular. En la práctica se estiman modelos para cada ciudad y se simula en cada caso lo que ocurriría si se tomaran algunas o todas las estructuras de retornos y decisiones y/o las distribuciones de los componentes no observados de la capital. Una vez simulado el ingreso de cada individuo y cada hogar, es posible construir distribuciones contrafactuales por ciudad y también distribuciones contrafactuales a nivel nacional.

Dada la metodología empleada, es posible evaluar los efectos *directos* o *parciales* de cambiar cualquiera de las tres fuentes de diferencia entre distribuciones para distintas medidas de ingreso. Este documento se enfoca en los efectos de la estructura de retornos y decisiones y los componentes no observados sobre los ingresos de los asalariados, los ingresos de los ocupados, que incluyen los ingresos laborales de asalariados e independientes, y los ingresos per cápita de los hogares¹⁶. Mientras que en los salarios sólo se modela una ecuación de ingresos, para estudiar los efectos sobre la distri-

13 Cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

14 Véase Bonilla (2008). Por su parte, Garza (2008) encontró que la capital aporta el 18% de las diferencias interdepartamentales, seguida por Antioquia con 12%.

15 Esta también es la estrategia de Zacaria y Zoloa (2006), quienes compararon las distintas regiones de Argentina con el Gran Buenos Aires (GBA).

16 No se hacen ejercicios en los que se modifiquen las características netamente exógenas. Recuértese que entre las decisiones modeladas se encuentran ocupación, educación y número de niños.

bución del ingreso de los ocupados también se deben tener en cuenta las decisiones ocupacionales y los ingresos de los independientes. Los ingresos per cápita dependen además de los ingresos no laborales del hogar y se ven afectados de manera directa por el número de niños en el hogar. Los parámetros estimados de algunos de los modelos estimados pueden consultarse en el Anexo 2. En las siguientes dos secciones se evalúan los resultados del ejercicio.

IV. RESULTADOS AGREGADOS DE VEINTITRÉS CIUDADES PRINCIPALES: ¿POR QUÉ BOGOTÁ ES UNA DE LAS CIUDADES MÁS DESIGUALES?

Si bien se estiman los ingresos y se simulan las distribuciones ciudad por ciudad, en este documento se ha optado por evaluar primero los resultados agregados de las veintitrés ciudades. Se sigue este orden porque resulta más intuitivo introducir los distintos factores de las diferencias en distribución en un esquema más agregado. El objetivo principal de esta sección es responder a la siguiente pregunta: ¿por qué Bogotá es una de las ciudades más desiguales? La estrategia seguida consiste en modelar cómo sería la distribución del ingreso de los habitantes urbanos de Colombia si las ciudades consideradas compartieran algunas de las características de Bogotá.

Vale la pena recordar en este punto un concepto que resulta de gran importancia a la hora de interpretar los resultados agregados a nivel nacional. Las distintas medidas de desigualdad pueden descomponerse aditivamente por subgrupos, identificando, por ejemplo, cuánto de la desigualdad total proviene de las diferencias entre regiones y cuánto de las desigualdades se genera al interior de cada región. Shorrocks (1984) muestra que el índice de Theil total T es igual a la suma de la intradesigualdad T_w y de la interdesigualdad T_B : $T = T_w + T_B$. Lo que debe esperarse en este ejercicio es que la simulación de ciudades más homogéneas en cuanto a mercado laboral, sistema educativo y/o decisiones demográficas reduzca las diferencias entre el ingreso promedio de las ciudades T_B . Esto puede reforzar o contrarrestar los movimientos de la desigualdad de cada ciudad T_w .

Los cuadros siguientes reportan el cambio porcentual de estadísticos de las distintas distribuciones del ingreso simuladas con respecto a la observada. En orden se presentan para la población total, el ingreso promedio, el índice de Theil, el coeficiente de GINI y el aporte de la interdesigualdad a la desigualdad total T_B/T . Además, se reporta el promedio simple del cambio porcentual de la desigualdad de las veintitrés ciudades, que aproxima cuánto cambió la desigualdad ciudad por ciudad. Las

diferencias entre el comportamiento de la desigualdad total y del promedio de la desigualdad de las ciudades pueden provenir de dos fuentes, la interdesigualdad o el peso de cada ciudad dentro de la población total.

A. RESULTADOS AGREGADOS PARA EL INGRESO DE LOS ASALARIADOS

El Cuadro 2 presenta los resultados correspondientes a la distribución del ingreso salarial de las veintitrés ciudades principales de Colombia y en este caso se realizan seis ejercicios contrafactuales. Simular la estructura de salarios implica tomar para cada ciudad el conjunto de los coeficientes de la ecuación de ingresos salariales de Bogotá $f(y_{\beta^{sal}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})$. Por su parte, simular educación y número de niños en el hogar implica tomar para cada ciudad el conjunto de los coeficientes y la distribución de los residuos de las ecuaciones de educación y de niños de Bogotá, respectivamente $f(y_{\phi_{edu} \eta_{edu}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})$ y $f(y_{\phi_{ninos} \eta_{ninos}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})$. En los primeros tres ejercicios se conserva el término residual de la ecuación de ingreso salarial de cada ciudad, mientras que en los últimos tres se reescala este término con la varianza de los residuos estimada para Bogotá $f(y_{\epsilon^{sal}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})$.

Lo primero que debe notarse es que, como se esperaba, el aporte de la interdesigualdad a la desigualdad total disminuye en las simulaciones hasta en 91,7%, y que el cambio es mayor en la medida en que se simulan más factores. Así mismo, el ingreso salarial promedio nacional aumenta consistentemente. En ambas medidas, el aporte más importante se registra con la simulación de la estructura de salarios y de la educación. Modelar el número de niños tiene un impacto marginal. En general, la distribución se deteriora aun cuando la caída de la interdesigualdad contrarresta esta tendencia. Sin embargo, mientras que al mantener la distribución del componente no observado de la ecuación de ingreso original el gran salto se da al simular la educación, en el caso contrario tanto la estructura de salarios como la educación son factores importantes de desigualdad y el cambio total es un poco menor. Así pues, los factores fundamentales de las diferencias distributivas en el ingreso salarial entre Bogotá y las demás ciudades son la educación y la estructura salarial.

Para comprender los mecanismos a través de los cuales la estructura salarial de Bogotá es más desigual que la de otras ciudades se pueden realizar ejercicios contrafactuales en los que se simula sólo un subconjunto k de los parámetros de la ecuación de retornos, dejando el resto inalterados $f(y_{\beta^{sal}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})$. En particular, interesa saber cuánto del efecto distributivo de la estructura salarial puede atribuirse a los retornos a la educación. El Cuadro 3 reporta los resultados de simular únicamente los parámetros de la ecuación de salarios correspondientes a los retornos a la educación.

Cuadro 2
Microsimulaciones de los salarios de las veintitrés principales ciudades de Colombia

	Distribución del componente no observado de ecuación de salarios original		
	Estructura de salarios	Estructura de salarios y educación	Estructura salarial, educación y niños
Promedio	9,2 %	13,9 %	14,5 %
Theil	-1,9 %	10,2 %	10,7 %
GINI	0,3 %	6,6 %	6,9 %
% interdesigualdad	-67,6 %	-90,9 %	-91,7 %
% promedio Theil ciudades	0,4 %	33,0 %	34,5 %
	Distribución del componente no observado de ecuación de salarios simulada		
	Estructura de salarios	Estructura de salarios y educación	Estructura salarial, educación y niños
Promedio	12,6 %	13,2 %	13,6 %
Theil	5,4 %	8,7 %	8,9 %
GINI	3,8 %	5,9 %	6,1 %
% interdesigualdad	-80,7 %	-88,8 %	-89,8 %
% promedio Theil ciudades	16,1 %	26,3 %	27,2 %

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Cuadro 3
Microdescomposición de retornos a la educación en los salarios de las veintitrés principales ciudades de Colombia

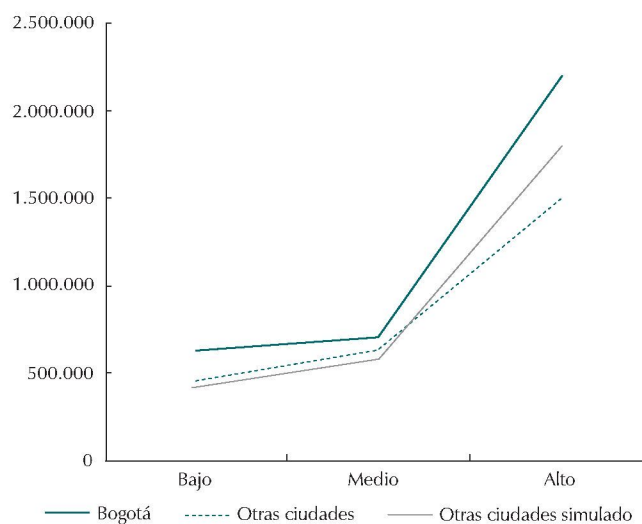
	Distribución del componente no observado original	
	Estructura de salarios	Retornos a educación
Promedio	9,2 %	-0,2 %
Theil	-1,9 %	6,1 %
GINI	0,3 %	6,6 %
% interdesigualdad	-67,6 %	29,5 %
% promedio Theil ciudades	0,4 %	13,1 %
	Distribución del componente no observado simulada	
	Estructura de salarios	Retornos a educación
Promedio	12,6 %	2,8 %
Theil	5,4 %	12,8 %
GINI	3,8 %	3,5 %
% interdesigualdad	-80,7 %	3,7 %
% promedio Theil ciudades	16,1 %	29,0 %

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Se encuentra que simular los retornos a la educación de Bogotá, dejando el resto de la estructura salarial inalterada, afecta poco el salario promedio pero mucho la desigualdad. En efecto, tanto el índice de Theil como el coeficiente de GINI de las veintitrés ciudades aumentan más simulando sólo los retornos a la educación que simulando la estructura salarial completa.

El hecho de que los retornos a la educación tengan efectos regresivos tan importantes en las ciudades puede reflejar que el exceso de demanda de mano de obra con educación superior (que creció durante las últimas décadas en Colombia) no es igual en todas las ciudades. El Gráfico 2 presenta el promedio observado de los salarios por nivel educativo para Bogotá y el resto de las ciudades, y el promedio por nivel de educación del resto de las ciudades simulado¹⁷. Se observa que la brecha salarial entre los salarios de los más educados y el resto de los salarios es más amplia en Bogotá, y que en las simulaciones esta crece también. Esto ratifica la hipótesis de que el exceso de demanda por mano de obra con educación superior es mayor en la capital.

Gráfico 2
Promedio de salarios por nivel de educación en Bogotá y otras ciudades principales (observado y simulado) en pesos corrientes



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

¹⁷ El ejercicio a partir del cual se construyen estos promedios es aquel en el que sólo se simula la estructura de salarios.

Cabe anotar que estos resultados no excluyen un argumento complementario como el siguiente: existen diferencias importantes en la *calidad* de la educación superior tanto entre ciudades como al interior de ellas, y los mayores salarios reflejan, además de excesos de demanda, niveles distintos de productividad. El Cuadro 4 puede ilustrar este punto. Los habitantes de la capital tienen mayor dispersión en salarios en cada categoría educativa, esto es particularmente cierto en el caso de los individuos con educación superior. Nótese que al simular en todas las ciudades la distribución del componente no observado de la capital, se potencia el efecto regresivo de la estructura salarial y en particular de los retornos a la educación. Lo anterior indica que existen factores distintos a la “cantidad” de educación (y al resto de variables modeladas), que tienen efectos regresivos importantes sobre los salarios y su distribución. Sin embargo, no hay evidencia para concluir que la calidad de la educación sea el principal de estos componentes.

Cuadro 4
Coeficiente de variación de ingresos salariales por nivel de educación en Bogotá y otras ciudades

Educación	Bogotá	Otras ciudades
Baja	1,31	0,59
Media	1,07	0,81
Alta	1,34	0,96

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

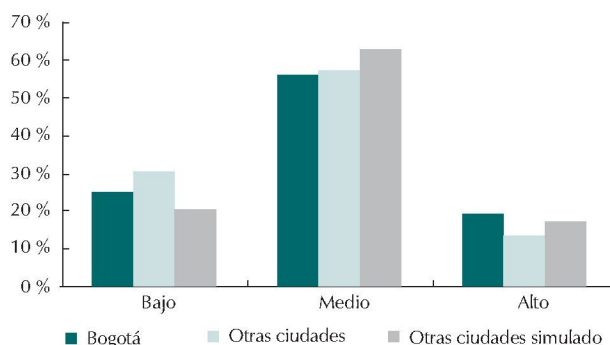
El otro factor importante a la hora de explicar las diferencias en las distribuciones de los salarios entre ciudades es la diferencia en las dotaciones educativas y su interacción con la estructura de salarios. Como puede verse en el Gráfico 3, la capital tiene una mayor proporción de profesionales y posgraduados que las otras ciudades principales, y una menor proporción de personas con nivel bajo de educación. En la simulación, la proporción de personas de las demás ciudades en edad de trabajar con educación media y alta aumenta. ¿Cómo puede una mejor dotación en educación ser un factor de desigualdad en los salarios? Una solución a esta paradoja puede ser la siguiente: por más que la capital cuente con una mayor cantidad de personas con educación superior, todavía no son suficientes y persiste un importante exceso de demanda. Como ya se estudió, esto se ve reflejado en retornos a la educación con brechas importantes. En estas condiciones, cualquier mejora en las dotaciones educativas tiene efectos regresivos.

¿Puede este resultado suponer que las políticas educativas orientadas a aumentar la cantidad de profesionales van a tener efectos regresivos? No, pues, como se mencionó

en la Sección III, una limitación fundamental de la metodología empleada es que se suponen estructuras salariales fijas y no permite evaluar los efectos de la educación sobre los salarios en el mediano y largo plazo. Pero sí puede afirmarse que aumentar la oferta de mano de obra calificada a los niveles de Bogotá en todas las ciudades del país potenciaría el efecto *directo* regresivo de los retornos a la educación. Una vez superado el umbral de la demanda de mano de obra profesional, se esperaría que las políticas educativas orientadas a aumentar la cobertura volverían a tener efectos progresivos sobre los ingresos salariales.

Gráfico 3

Porcentaje de personas en edad de trabajar en Bogotá y otras ciudades principales (observado y simulado) por nivel educativo



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

B. RESULTADOS AGREGADOS PARA EL INGRESO DE LOS OCUPADOS

Para estudiar efectos distributivos sobre el ingreso de los ocupados, en los que se incluye tanto a asalariados como a independientes, también es necesario simular los parámetros y la distribución del componente no observado de la ecuación de ingreso de los independientes $\left(f(y_{\beta^{ind}}^{(\cdot) \rightarrow Bog}) \text{ y } f(y_{\epsilon^{ind}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})\right)$ y la decisión ocupacional de las personas en edad de trabajar $\left(f(y_{\phi_{ocu}, \eta_{ocu}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})\right)$. El Cuadro 5 reporta los resultados de catorce ejercicios contrafactuales correspondientes a la distribución del ingreso de los ocupados de las veintitrés ciudades principales de Colombia. Los resultados se clasifican en dos bloques que se diferencian porque en el primero no se simula la estructura ocupacional mientras que en el segundo sí.

Cuadro 5
Microsimulaciones de los ingresos de ocupados de las veintitrés principales ciudades de Colombia

	Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso originales			
	Estructura de retornos	Estructura de retornos y educación	Estructura de retornos, educación y niños	Estructura ocupacional
Promedio	7,4%	17,4%	18,0%	2,3%
Theil	-3,4%	9,5%	10,0%	-10,2%
GINI	-1,3%	4,5%	4,7%	-4,9%
% interdesigualdad	-76,5%	-91,2%	-91,8%	-45,9%
% promedio Theil ciudades	-0,2%	26,8%	28,0%	-18,0%
	Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso simuladas			
	Estructura de retornos	Estructura de retornos y educación	Estructura de retornos, educación y niños	Estructura ocupacional
Promedio	13,9%	21,2%	21,7%	7,6%
Theil	1,8%	5,3%	5,5%	-8,8%
GINI	1,0%	2,9%	3,0%	-3,9%
% interdesigualdad	-85,0%	-93,8%	-94,4%	-52,0%
% promedio Theil ciudades	9,5%	19,6%	20,2%	-13,9%

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

En el primer bloque de ejercicios contrafactuales los resultados son similares a los obtenidos para la distribución de los ingresos salariales. En efecto, los principales determinantes de la caída en la interdesigualdad y el aumento en el ingreso ocupacional siguen siendo la estructura de retornos y la educación. En la mayor parte de los casos, la desigualdad de las ciudades y la desigualdad total aumentan, aún manteniéndose las distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso. Simular el componente no observado amplifica el efecto regresivo de la estructura de retornos.

Por su parte, simular únicamente las decisiones ocupacionales provoca cambios de menor magnitud pero igual sentido en la interdesigualdad y el ingreso promedio, y una reducción importante de la desigualdad en las ciudades y también de la desigualdad total. Cuando se simulan simultáneamente las estructuras de ocupación y retornos, se reduce notablemente el aporte de la interdesigualdad. Hay dos escenarios en cuanto a la distribución total: si se toma la distribución original de

Estructura ocupacional y de retornos	Estructura ocupacional, de retornos y educación	Estructura ocupacional, de retornos, educación y niños
9,1%	21,9%	22,9%
-13,9%	-5,3%	-6,4%
-5,7%	-0,4%	-0,6%
-84,3%	-92,1%	-92,5%
-15,7%	1,9%	-0,7%

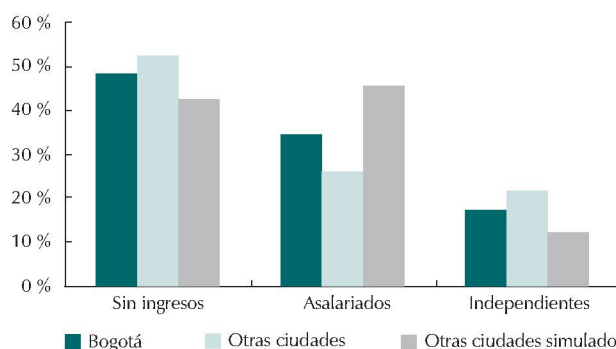
Estructura ocupacional y de retornos	Estructura ocupacional, de retornos y educación	Estructura ocupacional, de retornos, educación y niños
17,7%	25,5%	25,6%
-8,0%	-6,8%	-6,6%
-2,6%	-0,9%	-0,7%
-90,8%	-92,4%	-92,5%
-5,8%	-1,0%	-0,6%

los componentes no observados, estos cambios refuerzan el efecto progresivo que había mostrado tener la estructura ocupacional; en caso contrario, lo que se obtiene es un efecto progresivo pero de menor magnitud. Introducir además de la estructura de retornos, la educación y, en menor medida, el número de niños, aumenta significativamente el ingreso promedio pero también deteriora la distribución. En síntesis, la estructura ocupacional bogotana tiene efectos redistributivos que interactúan con aquellos de la estructura de retornos y contrarrestan en todos los casos los de la educación.

Surge la pregunta: ¿por qué se reduce la desigualdad al simular la estructura ocupacional de Bogotá en las demás ciudades? En el Gráfico 4 se puede ver que la capital cuenta con una menor proporción de personas en edad de trabajar sin ingresos o independientes y una mayor proporción de asalariados. En parte, esto se debe a que la proporción de mujeres clasificadas como *sin ingresos* es mucho menor en la capital (55,4%) que en el resto de las ciudades (59%). En la simulación aumenta el número de asalariados y se reducen tanto aquellos sin ingresos como los independientes de las demás ciudades.

Gráfico 4

Porcentaje de personas en edad de trabajar en Bogotá y otras ciudades principales (observado y simulado) por decisión ocupacional*

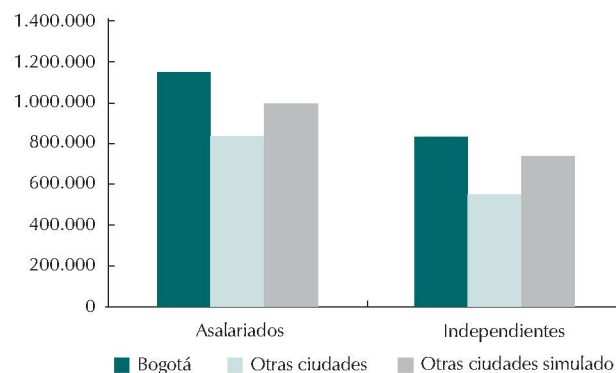


* Estructura ocupacional simulada tomando educación y niños en el hogar observados.
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

El Gráfico 5 muestra que, en promedio, los asalariados reportan mayores ingresos que los independientes y que esta brecha es menor en la capital (1,38 veces contra 1,51 en las demás ciudades principales). Vale la pena mencionar aquí que una proporción no despreciable de los clasificados como independientes hacen parte del sector informal. Lo que sucede al simular la estructura de retornos de Bogotá es que se reduce la brecha entre asalariados e independientes en la demás ciudades.

Gráfico 5

Ingreso promedio de asalariados e independientes en Bogotá y otras ciudades principales (observado y simulado) en pesos*



* Estructura de retornos simulada tomando educación y niños en el hogar observados.
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Existen dos mecanismos complementarios a través de los cuales estas decisiones ocupacionales pueden reducir la desigualdad. En primer lugar, y dado que el grupo de asalariados es más grande que el de los independientes, se esperaría que todo aumento en la cantidad de asalariados homogenizara los ingresos de la población total. Para que esto no sucediera así, se tendría que tener una dispersión de ingresos significativamente mayor en los asalariados que en los independientes y este no parece ser el caso. En segundo lugar, al simular la estructura de retornos, la menor brecha entre ingresos de asalariados e independientes de Bogotá se replica en el resto de las ciudades y así se complementa el primer efecto mencionado.

Concluyendo, a mayor nivel de ocupación y, particularmente, a mayor proporción de asalariados, mejor distribución. Esto implica, entre otras cosas, que las políticas de generación de empleo y en especial de empleos asalariados (formales) tienen efectos *directos* progresivos. Sin embargo, el anterior resultado debe interpretarse con cautela. De la misma manera en que la metodología no permite modelar los efectos de un aumento en los niveles de educación sobre los salarios, tampoco es posible simular la cantidad demandada de trabajo.

C. RESULTADOS AGREGADOS PARA INGRESO PER CÁPITA DE LOS HOGARES

Como se vio en la Sección III, el ingreso per cápita del hogar agrega todos los ingresos laborales de sus integrantes y los ingresos no laborales. Por tanto, en este caso se debe simular también la distribución del componente no observado de la ecuación de los ingresos no laborales del hogar, es decir, $f(y_{p^{lab}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})$ y $f(y_{e^{lab}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})$. Además, los ingresos per cápita se ven directamente afectados por el número de personas que hacen parte del hogar, específicamente el número de niños. El Cuadro 6 presenta los resultados de veintiséis ejercicios contrafactuales de la distribución del ingreso per cápita de los hogares, clasificados en cuatro bloques. En el primero de ellos no se simulan ni decisiones ocupacionales ni ingresos no laborales. En el segundo se simulan los efectos de los cambios en las decisiones ocupacionales. En el tercero se simulan los ingresos no laborales. Las últimas cuatro simulaciones presentan ejercicios en los que se simulan simultáneamente los ingresos no laborales y las estructuras ocupacional y de retornos.

Es importante anotar que agregar distintas fuentes de ingreso que han sido simuladas de manera independiente dificulta la interpretación de los resultados. Por ejemplo, no siempre es cierto que el aporte de la intravarianza se reduzca en la medida en que se simulen más factores. Esto puede verse en el tercero y cuarto bloques de ejercicios cuando se incluye entre las variables simuladas la educación y el número de niños en

el hogar. Lo que sigue siendo cierto es que a mayor cantidad de factores simulados, mayor ingreso promedio, aun cuando la magnitud del cambio dependa mucho del ejercicio. El efecto sobre el ingreso promedio de los ingresos no laborales es mayor que el de la estructura de retornos, y este a su vez es mayor que el de las decisiones ocupacionales.

En ciertos aspectos los resultados del primer bloque de ejercicios son similares a los hallados en el caso de los ingresos de los asalariados y de los ocupados. En la medida en que aumentan los factores simulados, el promedio del ingreso aumenta, el aporte de la interdesigualdad disminuye y los factores determinantes de estos movimientos son la estructura de retornos y la educación. Por su parte, las medidas de desigualdad caen levemente frente al cambio en la estructura de retornos (mucho menos en el

Cuadro 6

A. Microsimulaciones del ingreso per cápita de los hogares de las veintitrés principales ciudades de Colombia

	Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso originales		
	Estructura de retornos	Estructura de retornos y educación	Estructura de retornos, educación y niños
Promedio	8,1%	17,1%	21,3%
Theil	-3,6%	3,4%	5,9%
GINI	-1,4%	1,8%	2,9%
% interdesigualdad	-52,4%	-68,4%	-77,3%
% promedio Theil ciudades	-1,7%	13,3%	18,8%
	Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso simuladas		
	Estructura de retornos	Estructura de retornos y educación	Estructura de retornos, educación y niños
Promedio	9,8%	15,6%	19,6%
Theil	-1,6%	1,1%	3,3%
GINI	-0,5%	1,0%	2,0%
% interdesigualdad	-57,3%	-67,3%	-77,8%
% promedio Theil ciudades	4,0%	10,7%	15,8%

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

caso en que se simula la distribución del componente no observado de las ecuaciones de ingresos), y repuntan fuertemente cuando se simula también la educación. Es de destacar que aumenta el aporte de simular los niños, lo que era de esperarse, dado que esta variable afecta directamente el ingreso per cápita.

Respecto al segundo bloque de ejercicios contrafactuales, se halla que simular únicamente las decisiones ocupacionales no tiene el efecto redistributivo que tenía en el caso del ingreso de los ocupados. En cambio, la interacción entre estructural ocupacional y de retornos sí reduce significativamente la desigualdad. La interacción entre estructura de retornos, decisión ocupacional y educación y número de niños en el hogar tiene efectos positivos e importantes sobre el ingreso promedio, y regresivos en cuanto a la desigualdad.

Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso originales			
Estructura ocupacional	Estructura ocupacional y de retornos	Estructura ocupacional, de retornos y educación	Estructura ocupacional, de retornos, educación y niños
1,8%	17,1%	30,8%	36,6%
-0,9%	-14,8%	-11,8%	-9,2%
0,3%	-6,6%	-4,0%	-2,3%
-14,5%	-77,3%	-76,9%	-76,5%
-2,2%	-20,2%	-12,1%	-6,6%
Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso simuladas			
Estructura ocupacional	Estructura ocupacional y de retornos	Estructura ocupacional, de retornos y educación	Estructura ocupacional, de retornos, educación y niños
2,2%	19,1%	30,3%	35,8%
-0,9%	-13,4%	-12,8%	-10,4%
0,4%	-5,6%	-4,4%	-2,7%
-13,9%	-78,8%	-75,3%	-76,2%
-1,6%	-17,7%	-14,3%	-8,9%

Cuadro 6 (continuación)

B. Microsimulaciones del ingreso per cápita de los hogares de las veintitrés principales ciudades de Colombia

	Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso originales		
	Ingresos no laborales	Ingresos no laborales, estructura de retornos	Ingresos no laborales, estructura de retornos educación
Promedio	11,3%	15,8%	31,9%
Theil	2,2%	-1,0%	14,5%
GINI	0,7%	-0,2%	5,9%
% interdesigualdad	-66,3%	-77,0%	-74,9%
% promedio Theil ciudades	14,9%	6,1%	31,0%
	Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso simuladas		
	Ingresos no laborales	Ingresos no laborales, estructura de retornos	Ingresos no laborales, estructura de retornos educación
Promedio	11,3%	17,6%	28,1%
Theil	2,2%	2,0%	9,4%
GINI	0,7%	0,7%	4,1%
% interdesigualdad	-66,3%	-86,9%	-86,4%
% promedio Theil ciudades	14,9%	15,2%	29,3%

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Los ejercicios del tercer bloque muestran que los ingresos no laborales tienen gran efecto sobre el ingreso per cápita promedio y el aporte de la interdesigualdad, y regresivo, aunque pequeño, en cuanto a la desigualdad. En la interacción entre los ingresos no laborales y la estructura de retornos se reduce el efecto regresivo de los ingresos no laborales, y se vuelve levemente progresivo si se toma la distribución del componente no observado original. De nuevo, la interacción entre estructuras de retornos y ocupación y educación y niños aumenta el ingreso promedio de un modo significativo. El elemento fuertemente regresivo de este bloque de ejercicios contrafactuales es la educación.

Los ejercicios con mayor cantidad de factores simulados se encuentran en el último bloque. Si las principales ciudades del país adoptan los ingresos no laborales y las estructuras ocupacionales y de retornos de Bogotá, manteniendo su educación y sus decisiones demográficas, la desigualdad total del ingreso per cápita de los hogares cae notablemente. Cuando se simulan también la educación y los

Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso originales		
Ingresos no laborales, estructura de retornos educación y niños	Ingresos no laborales, estructura ocupacional y de retornos	Ingresos no laborales, estructura ocupacional, de retornos, educación y niños
39,0%	24,8%	52,9%
15,2%	-11,5%	3,5%
6,5%	-5,0%	2,8%
-74,6%	-88,0%	-55,0%
31,9%	-12,4%	11,1%
Distribuciones del componente no observado de las ecuaciones de ingreso simuladas		
Ingresos no laborales, estructura de retornos educación y niños	Ingresos no laborales, estructura ocupacional y de retornos	Ingresos no laborales, estructura ocupacional, de retornos, educación y niños
35,1%	27,0%	49,7%
10,0%	-9,1%	-0,4%
4,8%	-4,0%	1,5%
-85,0%	-93,0%	-63,5%
29,6%	-6,4%	9,2%

niños, el ingreso promedio llega a su nivel máximo, la interdesigualdad aumenta y la desigualdad total alcanza niveles similares a los inicialmente observados. Es importante aclarar que en este caso, la caída en la interdesigualdad se compensa por aumentos en las desigualdades de cada ciudad y que las diferencias entre ciudades que persisten están asociadas en su mayor parte a las características netamente exógenas de los individuos.

La primera conclusión de estos ejercicios es que ni la estructura de retornos ni la estructura ocupacional ni los ingresos no laborales tienen por sí solos efectos importantes sobre la desigualdad del ingreso per cápita total de los hogares. El resultado puede sorprender si se tiene en cuenta que las estructuras de retornos y ocupacional sí tienen efectos distributivos sobre el ingreso de asalariados y ocupados. Sin embargo, debe recordarse que en los ingresos per cápita del hogar la reducción de la interdesigualdad es compensada por un aumento en la desigualdad en las distintas ciudades.

Las interacciones entre los factores que generaron los mayores niveles de desigualdad son las del primer bloque y las del tercero, en particular: estructura de retornos, educación y niños, $f\left(y_{\beta^{sal} \beta^{ind} \phi_{edu} \eta_{edu} \phi_{niños} \eta_{niños}}^{(.) \rightarrow Bog}\right)$ e ingresos no laborales, estructura de retornos, educación y niños, $f\left(y_{\beta^{NoLab} \beta^{sal} \beta^{ind} \phi_{edu} \eta_{edu} \phi_{niños} \eta_{niños}}^{(.) \rightarrow Bog}\right)$. La interacción que lleva al escenario más equitativo se encuentra en el segundo bloque y es: estructura ocupacional y de retornos, $f\left(y_{\beta^{sal} \beta^{ind} \phi_{ocu} \eta_{ocu}}^{(.) \rightarrow Bog}\right)$. Lo que parece estar sucediendo en el último ejercicio, en el que se simulan simultáneamente todos los factores y se alcanza el mayor ingreso promedio, es que el efecto regresivo de las primeras interacciones hace contrapeso al efecto progresivo de las segundas, lo que nos lleva a una situación similar a la observada.

En el apartado A se propuso un mecanismo a través del cual la interacción entre la estructura salarial y la educación puede ser regresiva. Igualmente, en el apartado B se expusieron razones por las cuales la interacción entre la estructura ocupacional y la estructura de retornos puede ser progresiva. Las últimas preguntas que se pretende responder en esta sección son: ¿por qué los ingresos no laborales refuerzan el efecto regresivo de la interacción entre estructura de retornos y educación?, y ¿por qué la interacción entre la estructura de retornos, ocupación y el número de niños tiene un efecto regresivo sobre la desigualdad?

El Cuadro 7 reporta para Bogotá y las demás ciudades las correlaciones simple y de Spearman entre los ingresos laborales y no laborales del hogar y también entre el ingreso per cápita del hogar y el número de niños. Así mismo, presenta los niveles de significancia de estas correlaciones. Respecto al efecto regresivo del ingreso no laboral, se observa que existe en Bogotá una correlación positiva y significativa entre los ingresos laborales y no laborales. Esto implica que los hogares que más ingresos tienen por concepto del trabajo de sus miembros (asalariados o independientes) también son los que más ingresos tienen por otras fuentes. En estas condiciones, y dado que los ingresos no laborales habían mostrado tener un efecto regresivo leve, es apenas de esperarse que los ingresos laborales simulados refuercen el efecto de la estructura de retornos y de la educación.

Por su parte, la correlación entre el ingreso per cápita del hogar y el número de niños es negativa y significativa tanto en Bogotá como en el resto de las ciudades. En otras palabras, los hogares más pobres tienen en promedio más hijos. Si se tiene en cuenta, como se ve en el Gráfico 6, que el número promedio de niños por hogar es menor en Bogotá y que el efecto de simular esta decisión es que los hogares de

las demás ciudades reducen su tamaño, lo que parece estar sucediendo es que los hogares que más redujeron el número de niños son también, dadas sus características, los que más aumentaron su ingreso y esto tiende a aumentar la brecha. En estas condiciones, lograr que los hogares más humildes reduzcan también el número de niños revertiría el efecto regresivo. Una explicación para que el efecto sea marginal en los ejercicios realizados es que siempre se simula el número de niños junto con la educación, y esta variable puede estar recogiendo la mayor parte del efecto.

Cuadro 7

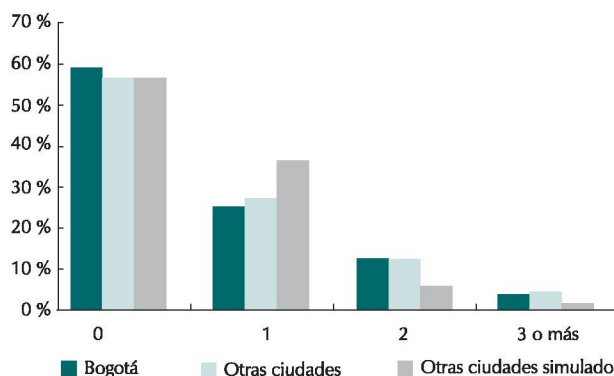
Correlaciones entre ingreso laboral y no laboral del hogar y entre ingreso per cápita del hogar y número de niños

Correlación	Ingresos laboral/no laboral		Ingreso hogar/niños	
	Simple	Spearman	Simple	Spearman
Bogotá	0,23 (0,00)	0,03 (0,00)	-0,22 (0,00)	-0,41 (0,00)
Otras ciudades	0,16 (0,00)	0,00 (0,24)	-0,20 (0,00)	-0,36 (0,00)

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Gráfico 6

Porcentaje de hogares en Bogotá y otras ciudades principales (observado y simulado) por número de niños*



* Número de niños simulados tomando nivel observado de educación del jefe de hogar.

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Hasta ahora sólo se han presentado los resultados de los ejercicios de microdescomposición agregados a nivel nacional. Esto permitió identificar los factores que hacen de la capital una ciudad particularmente desigual. Lo que sigue es desagregar a nivel de ciudad para evaluar cuán homogéneo fue el efecto de simular elementos

de la estructura de retornos y decisiones y de los componentes no observados de Bogotá. Lo que se espera es un cambio en la distribución menor en ciudades cuyas características sean cercanas a las de la capital.

V. RESULTADOS DESAGREGADOS A NIVEL DE CIUDAD

A nivel nacional, la mayor parte de los ejercicios contrafactuales mostraron un aumento en el ingreso promedio y la desigualdad. Las preguntas que se intenta responder en esta sección son: ¿cómo cambió la distribución de cada ciudad?, y ¿qué factores están asociados con estos cambios? En vista de que el volumen de información que se intenta analizar en esta sección es mucho mayor, no se presentarán los resultados de todas las simulaciones. En cambio, se prestará especial atención a los modelos que generaron mayores cambios en la desigualdad total de las veintitrés ciudades, para las distintas medidas de ingreso, y a algunos casos particulares que son de interés. Antes de evaluar los resultados de las simulaciones, se hará una rápida descripción del comportamiento por ciudad de las variables que han mostrado ser determinantes importantes de la desigualdad.

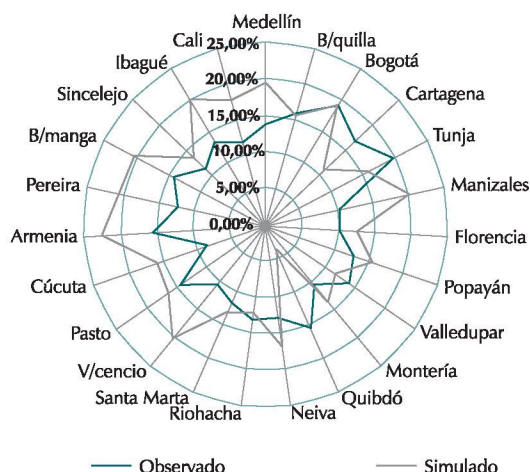
A. UNA GEOGRAFÍA DE LOS DETERMINANTES DE LA DESIGUALDAD

Los Gráficos 7 a 11 presentan algunos estadísticos observados y simulados, a nivel de ciudad, de los principales determinantes del cambio en la desigualdad identificados en la Sección IV. En orden, estos son: el porcentaje de personas en edad de trabajar con nivel educativo alto, la relación entre salarios promedio de los grupos educativos alto y bajo, la relación entre ingresos de asalariados e independientes, el porcentaje de personas en edad de trabajar clasificadas como asalariadas y el porcentaje de hogares con más de dos niños. Además de estas variables, en el Anexo 3¹⁸ se encuentran las características por ciudad de algunas de las variables netamente exógenas como edad, género y pertenencia étnica y cultural a grupos indígenas o afrodescendientes de las personas en edad de trabajar.

¹⁸ Todos estos estadísticos se construyeron a partir de la EIG 2006-2007. Si bien existen medidas censales de varias de estas variables, en este documento se opta por construir los indicadores a partir de la base de datos empleada en los ejercicios, para buscar coherencia en la argumentación respecto a las simulaciones y sus resultados.

En el Gráfico 7 se puede ver que entre las ciudades con mayor proporción de personas en edad de trabajar con educación superior se encuentran Bogotá, Barranquilla, Cartagena, Bucaramanga, Armenia, Tunja, Pasto y Quibdó¹⁹.

Gráfico 7
Porcentaje de personas en edad de trabajar con nivel educativo alto
(observado y simulado)



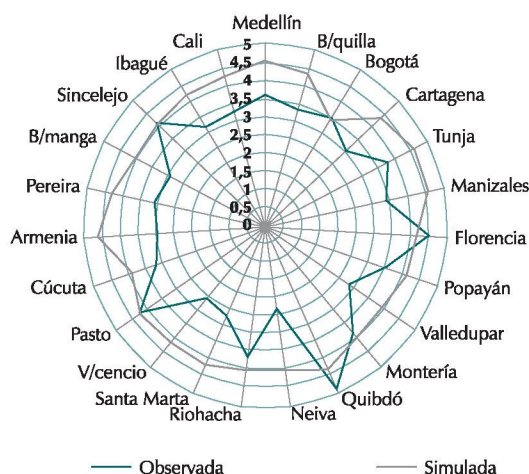
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

En la mayor parte de las ciudades, con excepción de Barranquilla, Cartagena, Tunja, Valledupar, Quibdó y Riohacha, la proporción de personas con educación superior aumenta en las simulaciones. Las razones por las cuales la educación pudo haber caído en los casos mencionados se encuentran relacionadas con las características netamente exógenas. En primer lugar, estas ciudades coinciden en tener poblaciones de personas en edad de trabajar particularmente jóvenes. Además, se trata en algunos casos de ciudades en donde una proporción importante de la población se reconoce afrodescendiente, y dado que en Bogotá estos grupos tienen menor educación, también van a tener menor educación en las simulaciones.

¹⁹ La presencia de Quibdó en la lista llama la atención. Ante esto, lo más acertado es consultar la información censal. Del Censo General de 2005 se obtiene que en Colombia la proporción de mayores de dieciséis años con educación superior es de 15,7%, mientras que en Bogotá esta proporción es de 27,7%, en Cartagena de 23,8% y en Quibdó de 22,4%. Las dos fuentes son coherentes en cuanto a esta medida de educación.

El Gráfico 8 muestra para cada ciudad la relación entre el salario promedio del grupo de personas con educación superior y el salario promedio del grupo de los menos educados. En la Sección IV se había visto que esta diferencia es más grande en Bogotá que en el resto de las ciudades del país. Sin embargo, hay ciudades, en general pequeñas y medianas, como Florencia, Montería, Quibdó, Riohacha, Pasto y Sincelejo, en donde esta dispersión de los salarios es mucho mayor. En la simulación, esta relación tiende a aumentar en cada ciudad, con la excepción de Florencia, Quibdó, Pasto y Sincelejo. Estos son casos en los que la dispersión en salarios ya era demasiado alta y al tomar los parámetros de Bogotá se suaviza el efecto regresivo de la estructura de salarios.

Gráfico 8
Relación entre salarios promedio de grupos educativos alto y bajo
(observada y simulada)



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

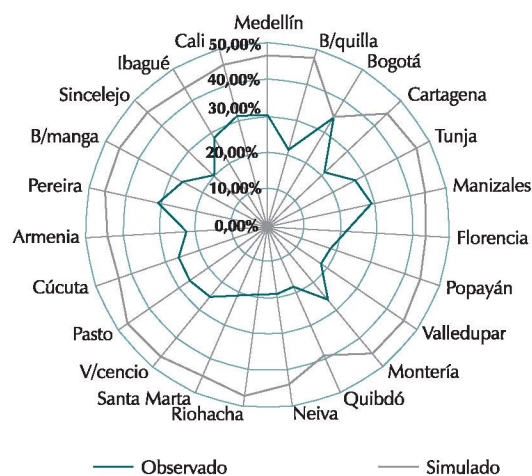
En el Gráfico 9 se observa que entre las ciudades con mayor proporción de asalariados se encuentran Bogotá, Manizales, Montería, Pereira, Bucaramanga, Ibagué, Cali y Medellín, y que esta proporción aumenta significativamente en todas las ciudades al hacer la simulación. Quibdó es la ciudad con el menor aumento, probablemente por las mismas razones por las que se reduce su nivel de educación.

En cuanto a la brecha de ingresos entre asalariados e independientes, en el Gráfico 10 se puede ver que las ciudades en las que esta se reduce más son Manizales, Montería, Villavicencio y Medellín. En cambio, en Tunja, Santa Marta, Villavicencio, Pasto, Cúcuta,

Armenia y Pereira el efecto es prácticamente nulo, dado que la brecha era pequeña desde un principio. En el caso de Bucaramanga, la diferencia en ingresos incluso crece.

Gráfico 9

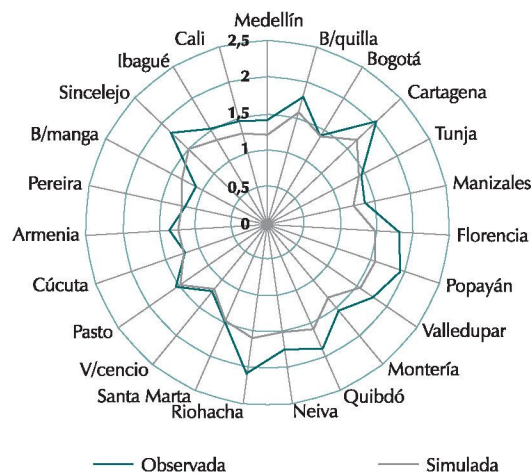
Porcentaje de personas en edad de trabajar clasificadas como asalariados (observado y simulado*)



* Estructura ocupacional simulada tomando educación y niños en el hogar observados.
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Gráfico 10

Relación entre ingresos de asalariados e independientes (observada y simulada*)

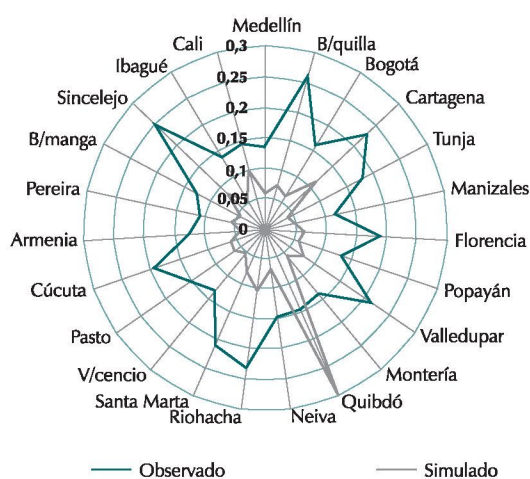


* Estructura de retornos simulada tomando educación y niños observados.
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Finalmente, el Gráfico 11 muestra la proporción de hogares con más de dos niños. Las ciudades con más niños en los hogares son Barranquilla, Cartagena, Florencia, Valledupar, Riohacha, Santa Marta, Cúcuta y Sincelejo. Al simular, se reduce en todas las ciudades, excepto Quibdó, la proporción de hogares con más de dos niños. De nuevo los factores netamente exógenos juegan en contra de los habitantes de esta ciudad.

Gráfico 11

Porcentaje de hogares con dos o más niños (observado y simulado)



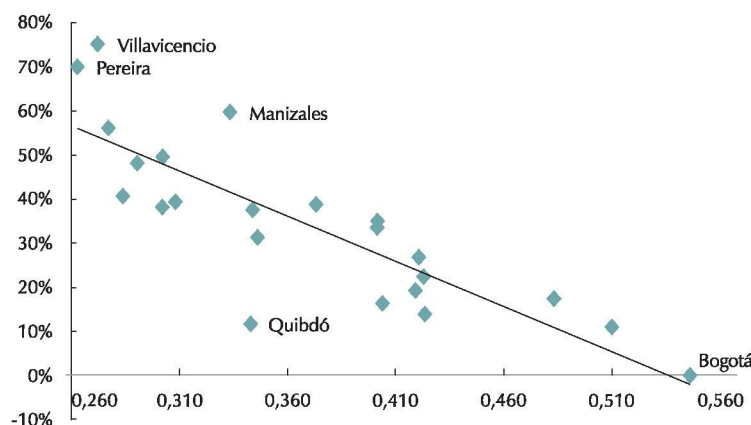
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

B. RELACIÓN ENTRE EL INGRESO PROMEDIO Y LA DESIGUALDAD DE LAS CIUDADES Y SU CAMBIO PORCENTUAL EN LA SIMULACIÓN

La primera pregunta que surge con respecto a los resultados desagregados a nivel de ciudad de las simulaciones es si existe relación entre el nivel inicial de la desigualdad y el cambio en la desigualdad. Se esperaría que mayor sea el cambio cuanto más lejos se encuentre la desigualdad de una ciudad con respecto a la desigualdad de la capital. El Gráfico 12 muestra, por ciudades, la relación entre el índice de Theil observado y el cambio porcentual en el índice de Theil de los salarios que resulta de simular estructura salarial, educación y niños, es decir, $f(y_{\beta^{sal} \phi^{edu} \eta^{edu} \phi^{niños} \eta^{niños}}^{(\cdot) \rightarrow Bog})$. Se escoge este ejercicio por ser el que genera los efectos regresivos de mayor magnitud en los salarios.

Como puede observarse, existe una relación negativa y significativa entre la desigualdad inicial y su cambio. Dado que Bogotá se encuentra entre las ciudades más desiguales, esto implica que entre menor sea la desigualdad observada, mayor es el impacto regresivo de la simulación. Nótese que hay ciudades como Villavicencio, Pereira y Manizales en donde la desigualdad aumenta más de lo esperado, y otras como Quibdó, en donde sucede lo contrario.

Gráfico 12
Índice de Theil observado y cambio porcentual simulado en el índice de Theil del ingreso de los asalariados, $f\left(y_{\beta^{sal} \phi_{edu} \eta_{edu} \phi_{niños} \eta_{niños}}^{(.) \rightarrow Bog}\right)$



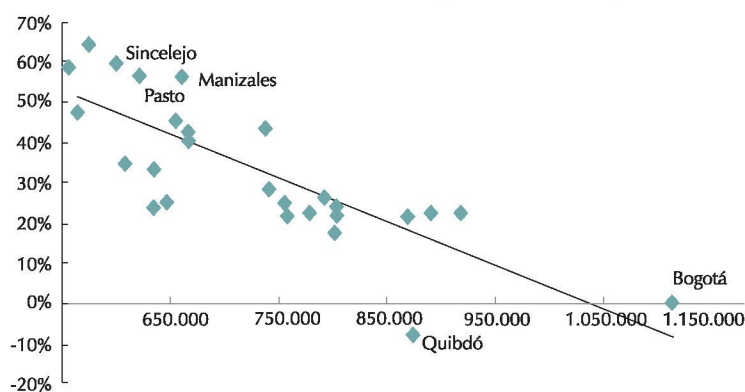
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Análogamente, se esperaría que el impacto en el ingreso promedio fuera mayor en las ciudades con ingresos observados más bajos. El Gráfico 13 corrobora esta hipótesis para los salarios en el ejercicio en que se simula estructura salarial, educación y niños, es decir, $f\left(y_{\beta^{sal} \phi_{edu} \eta_{edu} \phi_{niños} \eta_{niños}}^{(.) \rightarrow Bog}\right)$. Quibdó se destaca de nuevo por aumentar su salario promedio mucho menos de lo esperado.

La relación negativa entre el ingreso promedio y la desigualdad observada y sus cambios se repiten en todas las simulaciones, y para las distintas medidas de ingreso. A continuación se evalúan los resultados de algunas simulaciones desagregados a nivel de ciudad, con particular interés en los casos en que la magnitud del cambio en la desigualdad no se explica únicamente por el nivel inicial.

Gráfico 13

Ingreso promedio observado en pesos y cambio porcentual en ingreso promedio per cápita de los asalariados, $f(y^{(.) \rightarrow Bog}_{\beta^{sal} \phi_{edu} \eta_{niños} \eta_{niños}})$



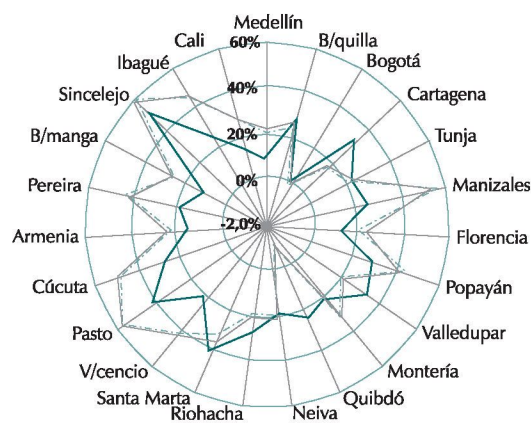
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

C. RESULTADOS DESAGREGADOS PARA INGRESO DE LOS ASALARIADOS

Los Gráficos 14 y 15 muestran el cambio porcentual en el salario promedio, con distintas configuraciones del componente no observado. Las ciudades en las que el cambio es más importante son Manizales, Popayán, Villavicencio, Pasto, Cúcuta, Sincelejo e Ibagué.

Gráfico 14

Cambio porcentual en salario promedio simulado con la distribución del componente no observado de la ecuación de salario original



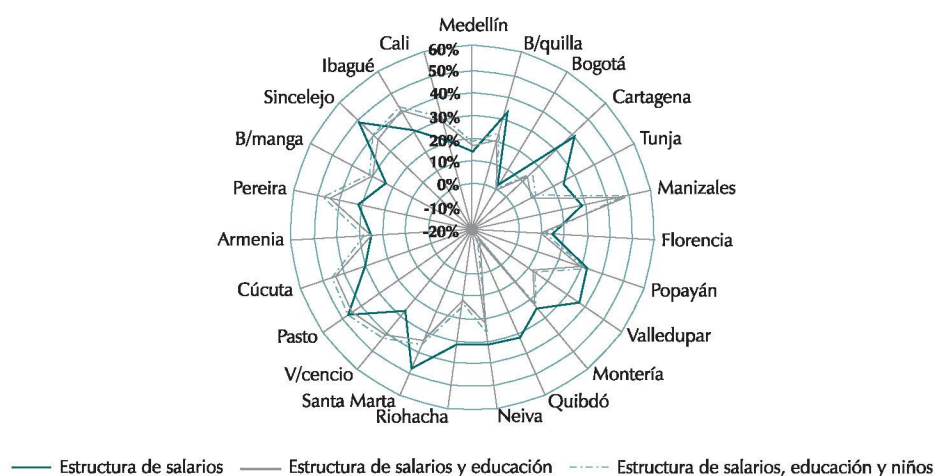
— Estructura de salarios — Estructura de salarios y educación - - - Estructura de salarios, educación y niños

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

En la mayor parte de los ejercicios, simular la estructura salarial tiene un efecto positivo sobre el ingreso promedio menor que aquel que resulta de simular también educación y niños. Esto es particularmente cierto si se toma la distribución del componente no observado de la ecuación de salario original. Las excepciones son Cartagena, Tunja, Valledupar, Riohacha, Santa Marta, Sincelejo y Quibdó, esta última con una caída de más de 10% en el promedio. La razón principal por la que simular la educación junto con la estructura salarial tiene efectos negativos en estas ciudades es que la proporción de la población con educación superior se redujo en estos ejercicios²⁰.

Gráfico 15

Cambio porcentual en el salario promedio simulado con la distribución del componente no observado de la ecuación de salario simulada



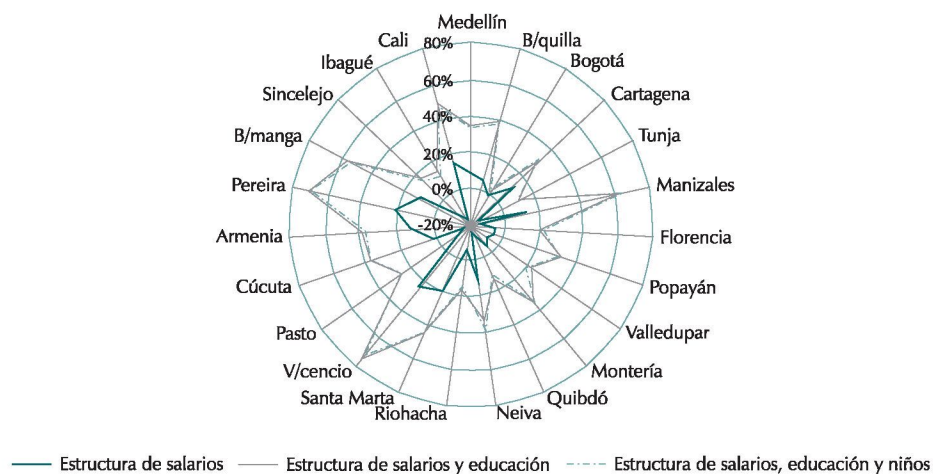
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

En los Gráficos 16 y 17 se presenta el cambio porcentual en el índice de Theil de los salarios. Lo primero que salta a la vista es que la estructura de salarios tiene, en general, efectos de menor magnitud sobre la desigualdad que su interacción con la educación, especialmente cuando no se simula el componente no observado. Hay ciudades en las que la estructura de salarios tiene efectos progresivos; estas son: Tunja, Florencia, Popayán, Valledupar, Montería, Quibdó, Riohacha y Sincelejo. En Pasto e Ibagué esto sólo es cierto si se toma el componente no observado original.

²⁰ En el caso de Santa Marta, la proporción correspondiente a educación superior aumentó relativamente poco, mucho menos que la de educación media.

Gráfico 16

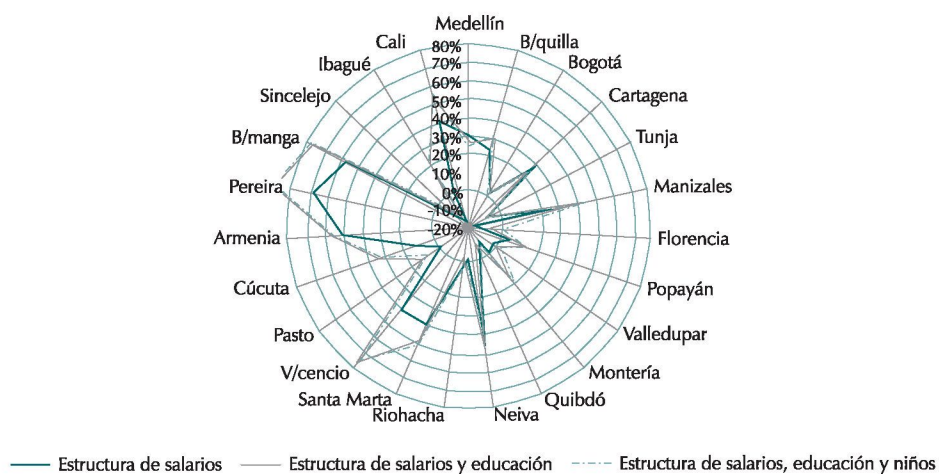
Cambio porcentual en el índice de Theil de salarios simulado con la distribución del componente no observado de la ecuación de salario original



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Gráfico 17

Cambio porcentual en el índice de Theil de salarios simulado con la distribución del componente no observado de la ecuación de salario simulada



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Sólo en Tunja, Florencia, Quibdó y Sincelejo siguen observándose efectos progresivos una vez se simula también la educación y el componente no observado. Una razón por la que esto sucede es que se trata de ciudades en las que el cambio en la cantidad de personas con educación superior fue pequeño o negativo, y/o la relación entre el salario promedio del grupo educativo alto y bajo creció poco o decreció. Esto también se vio reflejado en menores aumentos del salario promedio. El efecto de simular el número de niños es marginal en todos los ejercicios.

Las ciudades en las que se observaron los mayores efectos regresivos son Manizales, Neiva, Santa Marta, Villavicencio, Pereira, Bucaramanga y Cali. Nótese que no hay una relación clara entre el aumento del ingreso promedio y el cambio en la desigualdad. En efecto, hay ciudades como Pasto y Popayán en donde el promedio de los salarios creció más de 40% y la desigualdad lo hizo en menos de 10%. En el otro extremo están Bucaramanga y Pereira en donde un fuerte aumento en la desigualdad no se vio reflejado en mejoras sustanciales en el salario promedio.

D. RESULTADOS DESAGREGADOS PARA INGRESO DE LOS OCUPADOS

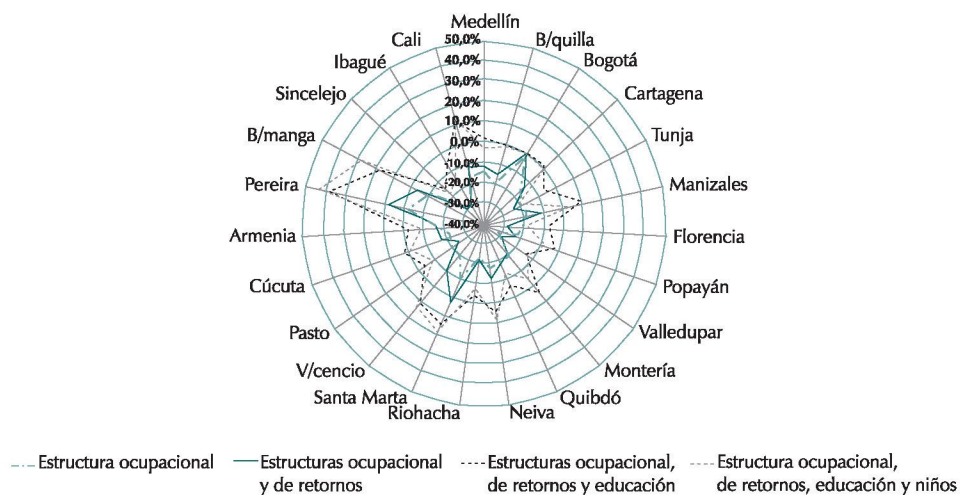
Los ejercicios en los que se observaron los efectos más importantes sobre la desigualdad del ingreso de los ocupados son los que involucran la estructura ocupacional. Como se puede ver en los Gráficos 18 y 19, en la mayor parte de las ciudades simular únicamente las decisiones ocupacionales resulta progresivo. Este efecto es menos marcado si se combina con la estructura de retornos, sobre todo si se simula también la distribución del componente no observado.

Las únicas ciudades en las que simular conjuntamente las estructuras ocupacional y de retornos puede tener efectos regresivos son Neiva, Santa Marta, Pereira y Bucaramanga. En las últimas tres puede explicarse este comportamiento por el pobre efecto que tiene la simulación en la brecha de ingresos entre asalariados e independientes. En el caso de Neiva parece jugar un rol importante el componente no observado.

Al incluir la educación entre los factores simulados se pierde parte de la capacidad redistributiva que tiene la simulación de las decisiones ocupacionales. En Santa Marta, Villavicencio, Neiva, Pereira, Bucaramanga y Cali el efecto neto pasa a ser regresivo. Esto tiene sentido si se toma en cuenta que todas ellas son ciudades en las que el porcentaje simulado de personas con educación superior creció notablemente.

Gráfico 18

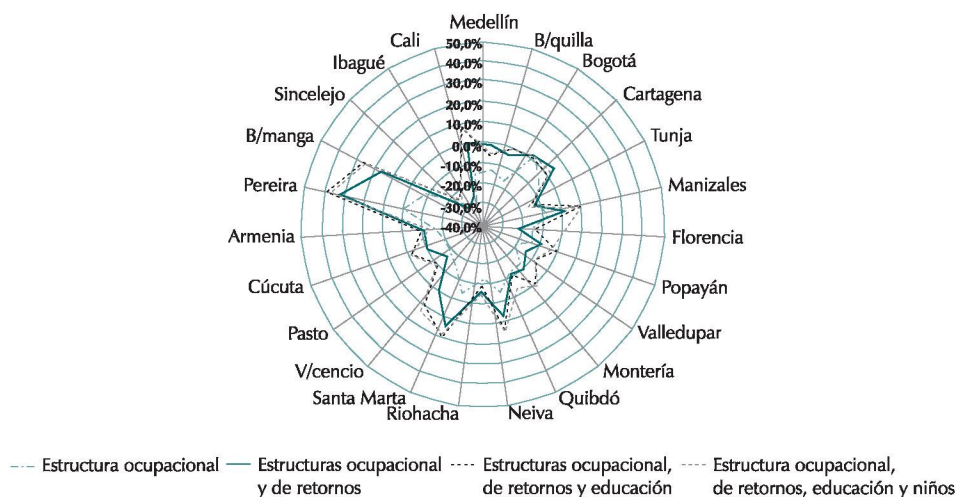
Cambio porcentual en el índice de Theil del ingreso de ocupados simulado con la distribución del componente no observado original



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Gráfico 19

Cambio porcentual en el índice de Theil del ingreso de ocupados simulado con la distribución del componente no observado simulada



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

El efecto de simular también el número de niños está estrechamente relacionado con el componente no observado. En efecto, si este último se simula, existe cierto aporte regresivo de las decisiones demográficas. En caso contrario resulta difícil diferenciarlo de los resultados de simular la estructura ocupacional y de retornos y la educación.

E. RESULTADOS DESAGREGADOS PARA INGRESO PER CÁPITA DE LOS HOGARES

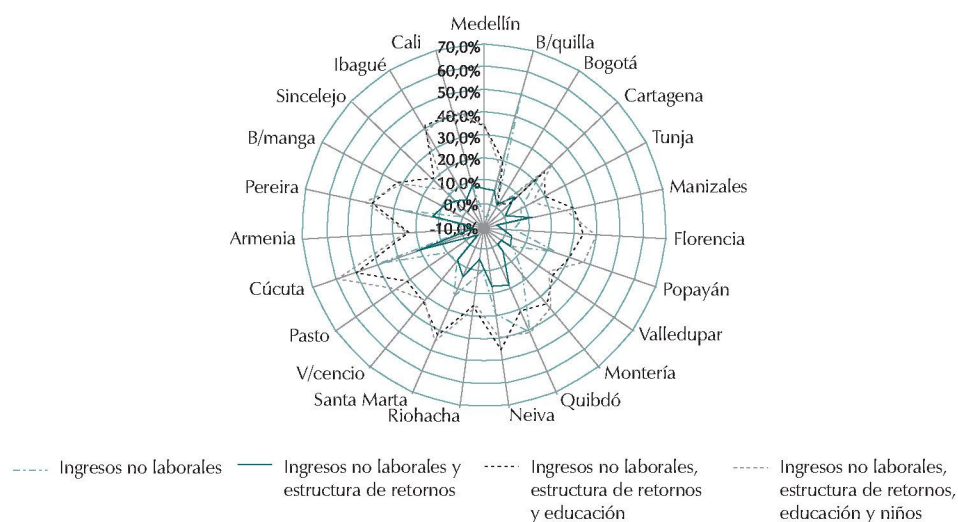
En los resultados agregados de las veintitrés ciudades, el bloque de ejercicios que produce los mayores cambios en la desigualdad del ingreso per cápita de los hogares es el que incluye entre los factores a los ingresos no laborales. Los Gráficos 20 y 21 muestran estos efectos distributivos desagregados a nivel de ciudad. Lo primero que salta a la vista es que en la mayor parte de los casos el gran cambio regresivo se da al introducir la educación y, en menor medida, el número de niños. En efecto, sólo en Barranquilla, Quibdó, Neiva, Cúcuta y Pereira se observa algún efecto regresivo importante de los ingresos no laborales y su interacción con la estructura de retornos.

Las ciudades en donde más regresivo es el efecto de simular simultáneamente ingreso no laboral, estructura de retornos y educación son Barranquilla, Neiva, Santa Marta, Cúcuta y Pereira. Mientras que en el ingreso de los ocupados ya se había visto el efecto regresivo de la educación en Neiva, Santa Marta y Pereira, los resultados de Barranquilla y Cúcuta parecen explicarse en su mayoría por los ingresos no laborales. En cuanto al efecto de simular también el número de niños, las ciudades en donde más se percibe el aporte regresivo son Florencia, Popayán, Quibdó y Cúcuta. Las ciudades en donde esto tuvo efectos progresivos son Medellín, Tunja, Manizales, Valledupar, Armenia y Sincelejo.

Los Gráficos 22 y 23 presentan los efectos en el promedio y el coeficiente de Theil del ingreso per cápita de los hogares del ejercicio en el que se simula la totalidad de los factores tenidos en cuenta en este documento. Lo que llama la atención de este ejercicio es que se trata del escenario en el que se alcanza el mayor de nivel de ingreso per cápita promedio de los hogares en las veintitrés ciudades. Obsérvese que en ningún caso disminuye el ingreso promedio, pero sí existen grandes diferencias entre ciudades. Mientras que en Popayán, Riohacha y Sincelejo el incremento fue superior al 140%, en Tunja y Quibdó apenas se alcanzó el 40%.

Gráfico 20

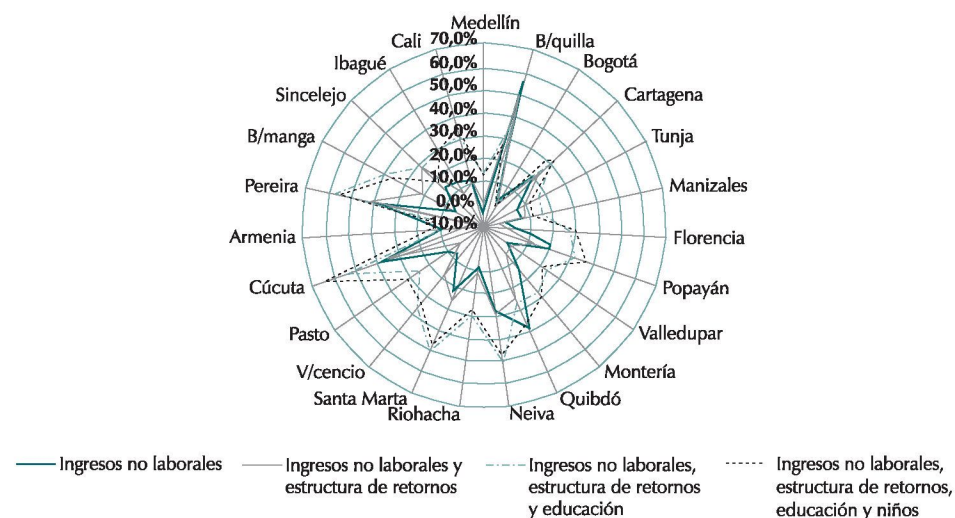
Cambio porcentual en el índice de Theil del ingreso per cápita de los hogares simulado con la distribución del componente no observado original



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

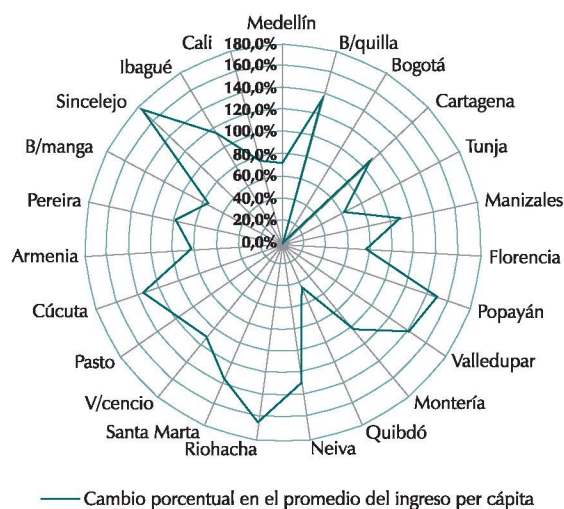
Gráfico 21

Cambio porcentual en el índice de Theil del ingreso per cápita de los hogares simulado con la distribución del componente no observado simulada



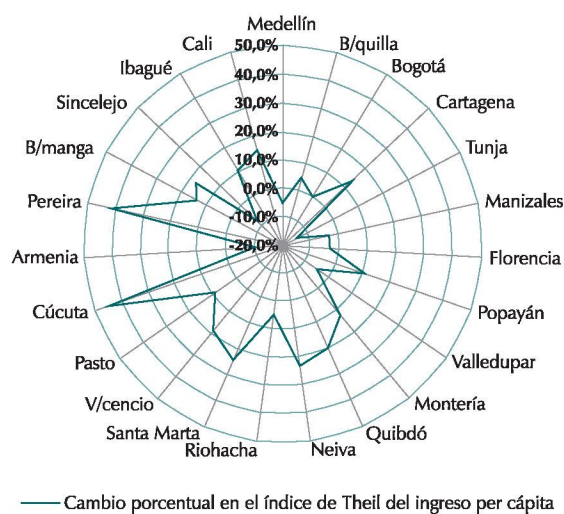
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Gráfico 22
Cambio porcentual en el promedio del ingreso per cápita de los hogares simulando todos los factores



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Gráfico 23
Cambio porcentual en el índice de Theil del ingreso per cápita de los hogares simulando todos los factores



Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

Para finalizar, nótese que, como se observó en los resultados de los salarios, no parece haber una relación clara entre los cambios del ingreso promedio y de la desigualdad. Sincelejo y Quibdó son dos ciudades que permiten ilustrar este punto. En Sincelejo, las importantes mejoras en el promedio son progresivas mientras que en Quibdó el aumento en el ingreso promedio es relativamente pequeño y, en cambio, la desigualdad aumenta significativamente. La gran diferencia entre estos dos resultados radica en las simulaciones de variables como la educación, el número de hijos y las decisiones ocupacionales. Mientras que en Sincelejo la proporción de personas con educación superior aumenta y el número de hijos se reduce, en Quibdó sucede exactamente lo contrario. Además, en Quibdó se reporta un aumento sustancialmente menor en la proporción de asalariados, aun cuando sí se reduce la proporción de desempleados, inactivos y ocupados no remunerados.

En Sincelejo, más educación, más trabajo asalariado y menos niños por hogar garantizan salarios, ingresos de ocupados e ingresos per cápita de los hogares más altos. Además, en esta ciudad el efecto progresivo que implica tener una mayor proporción de asalariados es más importante que los efectos regresivos resultantes de la interacción entre estructura de retornos, educación, niños e ingresos no laborales, de tal manera que en el ejercicio más completo la distribución del ingreso mejora. Por su parte, en Quibdó se observa una reducción en los salarios y en el ingreso de los ocupados, y un leve aumento en el ingreso per cápita. El repunte de la desigualdad responde esencialmente a los ingresos no laborales. Esto evidencia que una vez se controla por el resto de variables, los afrodescendientes tienen una desventaja relativa mayor en Bogotá que en Quibdó. Esta desventaja no se limita a la discriminación en salarios, sino también a los niveles de educación y las decisiones demográficas. Este estudio no tiene entre sus objetivos profundizar en la discriminación étnica o racial, sin embargo, los resultados indican que es indispensable abordar estos temas para comprender los determinantes de la desigualdad de algunas ciudades y regiones.

VI. CONCLUSIONES

En el presente estudio se identifican algunos de los determinantes de las diferencias regionales en la distribución del ingreso, haciendo especial énfasis en la desigualdad del salario, el ingreso de los ocupados y el ingreso per cápita de los hogares. La estrategia empleada implica simular cuál sería la distribución de los ingresos de las distintas ciudades si sus habitantes estuvieran sujetos a las estructuras de retorno y decisiones, además de componentes no observados de los ingresos de los bogotanos.

Los resultados se presentan primero a nivel agregado. Es de destacar que al homogeneizar los factores mencionados, se logran reducir hasta en un 92,5% las diferencias entre el ingreso promedio de las distintas ciudades. El remanente está asociado a las características netamente exógenas de la población, a la omisión de variables y a las formas funcionales escogidas. Estos ejercicios permiten también descomponer y evaluar los mecanismos a través de los cuales ciertos factores afectan la desigualdad de cada ciudad.

La estructura de retornos y su interacción con la educación y el número de niños así como los ingresos no laborales se destacan entre los factores cuyos efectos *directos* o *parciales* son regresivos. Particularmente la brecha en los retornos entre educación media y superior cumple un papel fundamental, visto que esta diferencia es mayor en la capital que en la demás ciudades. Por su parte, la mayor proporción de profesionales en Bogotá refuerza este efecto regresivo, dado que en cualquier caso se trata de un grupo minoritario. Mientras que el número de profesionales no sea lo suficientemente grande como para reducir la brecha en salarios, cualquier expansión de la educación superior corre el riesgo de tener efectos regresivos.

En cuanto a las decisiones demográficas, se debe notar que el efecto directo de tener menos niños en el hogar aumenta considerablemente el ingreso promedio. Sin embargo, simular el número de niños junto con la estructura de retornos como lo hacen los bogotanos puede ser regresivo en la medida en que los hogares capitalinos que menos niños tienen son también los que perciben mayores ingresos. Así, los hogares de las demás ciudades que en las simulaciones reducen significativamente el número de niños son los mismos que aumentan sustancialmente sus ingresos. El factor más progresivo de la capital es su estructura ocupacional pues tener una mayor proporción de asalariados y una menor cantidad de inactivos, desempleados u ocupados no remunerados tiene efectos redistributivos.

Los resultados desagregados muestran que los efectos de simular algunas de las características de la capital no son homogéneos en las distintas ciudades. En efecto, las ciudades con menor desigualdad tienden a sufrir mayores impactos regresivos en los distintos escenarios simulados. Así mismo, las ciudades con ingresos más bajos son las que mayor aumento del promedio presentan. Sin embargo, esto no siempre es cierto, en parte porque los factores que más aportan a la desigualdad no son los mismos para todas las ciudades y en algunos casos son las características netamente exógenas, como la pertenencia cultural y étnica, las que condicionan los resultados. Por ejemplo, entre las ciudades que más aumentaron la desigualdad del ingreso per

cápita del hogar se encuentran Quibdó, Neiva, Cúcuta y Pereira. Sin embargo, en Quibdó esto se debe casi en su totalidad a los ingresos no laborales mientras que en las otras tres ciudades juega un rol preponderante el aumento en la educación superior. Cabe anotar que en esta ciudad, en lugar de aumentar, el número de personas con educación superior se redujo, el número de niños aumentó y la proporción de asalariados creció menos que en el resto del país. En casos específicos como este se hace necesario abordar el tema de la discriminación de minorías para poder comprender todas las dimensiones del problema de la desigualdad.

¿Qué tipo de recomendaciones se pueden derivar de estos resultados? En cuanto a las decisiones ocupacionales, se mostró que la mayor proporción de asalariados y la menor proporción de inactivos, desempleados y ocupados no remunerados de la capital tienen efectos progresivos. En este orden de ideas toda política dirigida a generar empleo y reducir la informalidad debería mejorar la distribución. Respecto a la educación y el número de niños, no es tan simple la lectura. En efecto, preocupa el hecho de que tener más profesionales y menos niños, como sucede en la capital, refuerce los efectos regresivos de la estructura de retornos.

¿Son entonces indeseables las políticas de planificación familiar y cobertura en educación superior? La respuesta es no y aquí no hay lugar para falsos dilemas. Primero, porque independientemente de la desigualdad, tanto el aumento en la educación como la reducción en el número de niños han mostrado tener efectos muy positivos sobre el ingreso promedio. Segundo, porque con respecto a las decisiones demográficas el efecto regresivo evidencia que son los hogares humildes los que más hijos tienen. Este es precisamente el mayor reto de la política de planificación familiar y si el problema persiste es porque todavía hay mucho camino por recorrer. Tercero, porque se espera que los efectos de las mejoras en educación vuelvan a ser progresivos, a medida que se alcancen proporciones altas de profesionales y se cierre la brecha en los retornos a la educación. Una política orientada a mejorar simultáneamente el ingreso y la distribución en el mediano plazo puede entonces consistir en aumentar rápidamente la cobertura en la educación superior con el fin de alcanzar este punto de quiebre lo más rápido posible. Incluso si el sector productivo de una ciudad o una región no estuviera en capacidad de generar empleo para esta cantidad de profesionales, este tipo de políticas permitiría a las personas migrar a otras ciudades en mejores condiciones.

REFERENCIAS

1. Alatas, V.; Bourguignon, F. "The Evolution of Income Distribution During Indonesia's Fast Growth, 1980-96", in F. Bourguignon, F. H. G. Ferreira and N. Lustig (Eds.), *The microeconomics of income distribution dynamics in East Asia and Latin America*, New York, World Bank, 2004.
2. Arango, L. E.; Posada, C. E.; Uribe, J. D. "Cambios en la estructura de los salarios urbanos en Colombia (1984-2000)", *Borradores de Economía*, núm. 297, Banco de la República, 2004.
3. Attanasio, O.; Goldberg, P. K.; Pavlenik, N. "Trade Reforms and Income Inequality in Colombia", *Working Paper* num. 9830, Washington, NBER, 2002.
4. Barro, R. J. "Inequality, Growth and Investment", *Working Paper*, num. 7038, Cambridge, NBER, 1999.
5. Blinder, A. "Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates", *The Journal of Human Resources*, vol. 8, num. 4, pp. 436-455, 1973.
6. Bonet, J. "Inequidad espacial en las dotaciones educativas en Colombia", en J. Bonet (Ed.), *Geografía económica y análisis espacial de Colombia*, Bogotá, Colección de Economía Regional, Banco de la República, 2007.
7. Bonet, J.; Meisel, A. "Polarización del ingreso per cápita departamental en Colombia, 1975-2000", *Documentos de Trabajo sobre Economía Regional*, núm. 76, Centro de Estudios Económicos Regionales, Banco de la República, Cartagena, 2006.
8. Bonilla, L. "Diferencias regionales en la distribución del ingreso en Colombia", *Documentos de trabajo sobre Economía Regional*, núm. 108, Centro de Estudios Económicos Regionales, Banco de la República, Cartagena, 2008.
9. Bourguignon, F.; Ferreira, F. H. G. "Decomposition Changes in the Distribution of Household Income: Methodological Aspects", in F. Bourguignon, F. H. G. Ferreira and N. Lustig, (Eds.), *The Microeconomics of Income Distribution Dynamics in East Asia and Latin America*, New York, World Bank, 2004.
10. Bourguignon, F.; Ferreira, F. H. G.; Leite, P. G. "Beyond Oaxaca-Blinder: Accounting for Differences in Household Income Distribution Across Countries", in C. E. Vélez, R. Paes de Barros and F. H. G. Ferreira (Eds.), *World Bank Country Study: Inequality and Economic Development in Brazil*, New York, World Bank, 2004.
11. Dinardo, J.; Fortin, N. M.; Lemieux, T. "Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach", *Econometrica*, vol. 64, num. 5, pp. 1001-1044, 1996.
12. Ferreira, F. H. G.; Paes de Barros, R. "The Slippery Slope: Explaining the Increase in Extreme Poverty in Urban Brazil, 1976-96", in F. Bourguignon, F. H. G. Ferreira and N. Lustig (Eds.), *The Microeconomics of Income Distribution Dynamics in East Asia and Latin America*, New York, World Bank, 2004.
13. Flórez, C. E. *Las transformaciones sociodemográficas en Colombia durante el siglo XX*, Bogotá, Banco de la República-Tercer Mundo Editores, 2000.
14. Galvis, L. A.; Meisel, A. "El crecimiento económico de las ciudades colombianas y sus determinantes, 1973-1998", en A. Meisel Roca, (Ed.), *Regiones, ciudades y crecimiento económico en Colombia*, Bogotá, Colección de Economía Regional, Banco de la República, 2002.
15. Garza, N. "La distribución del ingreso y las economías del Caribe colombiano", *Economía, Gestión y Desarrollo*, núm. 6, pp. 245-271, 2008.
16. Gasparini, L.; Marchionni, M.; Sosa Escudero, W. "Characterization of Inequality Changes through Microeconometric Decompositions: The Case of Greater Buenos Aires", in F. Bourguignon, F. H. G. Ferreira and N. Lustig (Eds.), *The microeconomics of income distribution dynamics in East Asia and Latin America*, New York, World Bank, 2004.
17. Gries, T.; Redlin, M. "China's Provincial Disparities and the Determinants of Provincial Inequalities", *Working Paper*, num. 11, Center for International Economics, Paderborn, 2008.

18. Haddad, E. A.; Bonet, J.; Hewings, G. J. D.; Perobelli, F. S. "Efectos regionales de una mayor liberación comercial en Colombia: Una estimación con modelo CEER", *Documentos de Trabajo sobre Economía Regional*, núm. 104, Centro de Estudios Económicos Regionales, Banco de la República, Cartagena, 2008.
19. Heckman, J. J. "Sample Selection Bias as a Specification Error", *Econometrica*, vol. 47, num. 1, pp. 153-161, 1979.
20. Juhn, C.; Murphy, K. M.; Pierce, B. "Wage Inequality and the Rise in Returns to Skill", *Journal of Political Economy*, vol 3, num. 3, pp. 410-444, 1993.
21. Kuznets, S. "Economic Growth and Income Inequality", *The American Economic Review*, vol. 45, num. 1, pp. 1-28, 1995.
22. Londoño, J. L. *Distribución del ingreso y desarrollo económico, Colombia en el siglo XX*, Bogotá, Tercer Mundo Editores-Banco de la República-Fedesarrollo, 1995.
23. McFadden, D. "Conditional Logit Analysis of Quantitative Choice Behavior", in P. Zarembka (Ed.), *Frontiers in Econometrics*, New York, Academic Press, 1974.
24. Núñez, J.; Sánchez, F. "Descomposición de la desigualdad del ingreso laboral urbano en Colombia: 1967-1997", *Archivos de Macroeconomía*, núm. 86, DNP, Bogotá, 1998.
25. Oaxaca, R. "Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets", *International Economic Review*, vol. 14, num. 3, pp. 693-709, 1973.
26. Ocampo, J. A.; Sánchez, F.; Tovar, C. A. "Mercado laboral y distribución del ingreso en Colombia en los años noventa", *Revista de la CEPAL*, núm. 72, 2000.
27. Pérez, G. J. "Dimensión espacial de la pobreza en Colombia", en J. Bonet (Ed.), *Geografía económica y análisis espacial de Colombia*, Bogotá, Colección de Economía Regional, Banco de la República, 2007a.
28. Pérez, G. J. "Dinámica demográfica y desarrollo regional en Colombia", en M. Fernández, W. Guerra y A. Meisel (Eds.), *Políticas para reducir las desigualdades regionales en Colombia*, Bogotá, Colección de Economía Regional, Banco de la República, 2007b.
29. Perugini, C.; Martino, G. "Income Inequality within European Regions: Determinants and Effects on Growth", *Review of Income and Wealth*, vol. 54, num. 3, pp. 373-406, 2008.
30. Posso, C. M. "Desigualdades salariales en Colombia 1984-2005: Cambios en la composición del mercado laboral y retornos a la educación postsecundaria", *Borradores de Economía*, núm. 529, Banco de la República, Bogotá, 2008.
31. Santamaría, M. "External Trade, Skill, Technology and Recent Increase of Income Inequality in Colombia", *Archivos de Economía*, num. 171, DNP, Bogotá, 2001.
32. Sayago, J. T. "The Spatial Agglomeration of Educated People in Colombia", *Working Paper*, Data Mining Lab-Università degli Studi di Pavia, 2009.
33. Shorrocks A. F. "Inequality Decomposition by Population Subgroups", *Econometrica*, vol. 52, num. 6, pp. 1369-1385, 1984.
34. Székely, M.; Londoño, J. L. "Sorpresas distributivas después de una década de reformas: Latinoamérica en los noventa", *Documentos de Trabajo*, núm. 352, BID, Washington, 1998.
35. Tribín, A. M. "Evolución y causas de los cambios en la desigualdad salarial en Bogotá", *Revista ESPE*, núm. 51, pp. 34-87, Banco de la República, Bogotá, 2005.
36. Vélez, C. E.; Leibovich, J.; Kugler, A.; Bouillon, C.; Núñez, J. "The Reversal of Inequality Trends in Colombia, 1975-1995: A Combination of Persistent and Fluctuating Forces", in F. Bourguignon, F. H. G. Ferreira and N. Lustig (Eds.), *The microeconomics of income distribution dynamics in East Asia and Latin America*, New York, World Bank, 2004.
37. Zacaria, H.; Zoloa, J. I. "Desigualdad y pobreza entre las regiones argentinas: un análisis de microdescomposiciones", *Documento de Trabajo*, núm. 39, Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales, 2006.

ANEXO 1

ALGUNOS DETALLES DE LA ESTIMACIÓN Y LA SIMULACIÓN

La metodología de descomposición basada en microdescomposición paramétrica del ingreso per cápita de los hogares implica estimar varios modelos, algunos de decisión y otros de ingreso. Lo ideal sería hacer una estimación simultánea, teniendo en cuenta la interacción entre los términos residuales de las distintas ecuaciones. Sin embargo, la complejidad del problema econométrico podría poner en riesgo la robustez de los resultados. En Bourguignon y Ferreira (2004) se propone un esquema relativamente simplificado.

En las ecuaciones de salarios, ingreso de independientes e ingreso no laboral del hogar se controla por el sesgo de selección estimando ecuaciones de Heckman en dos etapas¹. Para simular cuál sería el ingreso de la población B si estuviera sujeto a la estructura de retornos de $A(y_{i,\beta}^{j,B \rightarrow A})$, se reemplaza en la ecuación de ingreso de B el vector de parámetros Ω de A y se calcula el ingreso condicionado correspondiente a las características X_{hi}^B :

$$\log y_{hi,\beta}^{j,B \rightarrow A} = X_{hi}^B \Omega^{j,A} + \varepsilon_{hi}^B \quad (\text{A1.1})$$

El término residual de la ecuación de ingreso se distribuye normal con media cero y varianza σ_ε^2 . Una forma de simular su distribución $(y_{i,\varepsilon}^{j,B \rightarrow A})$ es reescalar la varianza del término residual de la población B , como sigue:

$$\log y_{hi,\varepsilon}^{j,B \rightarrow A} = X_{hi}^B \Omega^{j,B} + \varepsilon_{hi}^B \left(\frac{\sigma_\varepsilon^A}{\sigma_\varepsilon^B} \right) \quad (\text{A1.2})$$

Independientemente, se modelan las decisiones de educación, número de niños y ocupación, estimando modelos tipo logit multivariado. Si la utilidad de un individuo i de elegir la s -ésima categoría se define como $U_i^s = V_i^s \phi + \eta_i^s$, se escoge la alternativa s siempre que $U_i^s \geq U_i^k$ para todo $s \neq k$.

Simular este tipo de variables implica hallar utilidades contrafactuales para cada categoría $(U_i^{s,B \rightarrow A})$. Para esto se debe primero reemplazar el vector de parámetros ϕ y proyectar la parte explicada de la utilidad: $V_i^{s,B} \phi^A$. Dado que el término residual de

¹ Véase Heckman (1979).

este proceso no es observado, se deben simular valores de la distribución Weibull² ($\eta_i^{s,A}$) que satisfagan la siguiente condición: dado que se observa que el individuo está clasificado en la categoría s , $V_i^{s,A}\phi + \eta_i^{s,A} \geq V_i^{k,A}\phi + \eta_i^{k,A}$ para todo $s \neq k$. En la práctica, deben simularse conjuntos de valores del término residual $\eta_i^{s,A}$ hasta que uno de ellos cumpla con esta condición. Las nuevas decisiones se toman con base en las siguientes utilidades: $U_i^{s,B \rightarrow A} = V_i^{s,B}\phi^A + \eta_i^{s,A}$.

En vista de que algunas de las ecuaciones tienen entre las variables dependientes a las variables independientes de otras ecuaciones, es importante definir en qué orden se *simulan* los distintos procesos³. En este documento se supone la siguiente secuencia de decisiones y retornos:

- 1) Educación
- 2) Número de niños
- 3) Ocupación del jefe de hogar
- 4) Ocupación del resto de los miembros del hogar
- 5) Las distintas ecuaciones de ingreso.

Esto implica que, por ejemplo, las decisiones de educación simuladas afectan el número de niños, y no al contrario. Tal vez este es el supuesto más cuestionable, sobre todo si se tiene la magnitud del problema de los embarazos juveniles que se tiene en Colombia. Esta ordenación también implica que las decisiones simuladas del jefe del hogar afectan las del resto de los miembros, lo que permite aproximarse al problema de la simultaneidad de las decisiones ocupacionales en el hogar.

² El término residual se distribuye Weibull dada la forma funcional de la utilidad asociada a cada decisión. Para más detalles véase McFadden (1974).

³ Los modelos se estiman siempre con la información observada, de tal forma que este orden no afecta las estimaciones.

ANEXO 2

PARÁMETROS DE MODELOS ESTIMADOS PARA BOGOTÁ

En las siguientes tablas se reportan los coeficientes de los parámetros estimados y el p-valor de las pruebas de significancia individual de las regresiones realizadas para Bogotá. Se entiende por PET hogar, el número de personas en edad de trabajar en el hogar. Los modelos de decisión discreta se estiman por separado para hombres y mujeres⁴. En algunos modelos logit multinomial, no hay suficiente información en Bogotá para incluir algunas de las variables explicativas, por ejemplo, hay pocas mujeres indígenas. En estos casos se omiten variables tanto en la estimación como en la simulación. En el caso de la ecuación de número de niños en hogares cuyo jefe es mujer, se agrupan las categorías de nivel de educación medio y alto porque en Bogotá se reportan pocos hogares cuyo jefe es mujer, con nivel educativo alto con más de dos niños. En las ecuaciones de ingreso se reportan tanto la ecuación de ingreso como la de selección⁵. No se reportan los resultados de las ecuaciones de ingresos estimadas para las demás ciudades principales de Colombia.

A. Modelo logit multinomial de nivel de educación

Nivel educativo	Mujer				Hombre			
	Bajo		Alto		Bajo		Alto	
	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.
Edad	-0,04	0,00	0,21	0,00	-0,08	0,00	0,17	0,00
Edad 2	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Indígena				0,00	-1,25	0,00	0,35	0,00
Afrodescendiente	0,26	0,00	-1,01	0,00	0,42	0,00	-0,22	0,00
Edad adultos	-0,04	0,00	0,04	0,00	-0,02	0,00	0,05	0,00
PET hogar	-0,02	0,00	-0,15	0,00	0,05	0,00	-0,13	0,00
Asiste escuela	0,08	0,00	-0,03	0,01	0,11	0,00	0,02	0,39
Jefe	-0,21	0,00	-0,05	0,02	0,53	0,00	0,23	0,00
Jefe mujer	0,01	0,80	0,00	0,72	0,17	0,00	-0,07	0,00
Intercepto	20,45	0,00	-5,47	0,00	19,52	0,00	-5,92	0,00

Categoría base: nivel educativo medio.
Observaciones efectivas: 406.746 mujeres y 344.543 hombres.
Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

4 En el caso del número de niños en el hogar, se separa por el género del jefe de hogar.

5 La ecuación de selección contiene todas las variables de la ecuación de ingreso además de la variable *jefe* si es ingreso de asalariado o independiente, y *jefe de hogar ocupado*, si es ingreso no laboral del hogar.

B. Modelo logit multinomial de número de niños en el hogar

Niños	Jefe Mujer						Jefe Hombre					
	1		2		más de 2		1		2		más de 2	
	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.
Educación media	-0,68	0,00	-0,98	0,00	-3,55	0,00	0,18	0,00	0,16	0,00	-0,07	0,05
Educación alta	-0,68	0,00	-0,98	0,00	-3,55	0,00	0,01	0,72	-0,52	0,00	-1,54	0,00
Edad jefe	-0,04	0,00	-0,17	0,00	-0,12	0,00	-0,10	0,00	-0,14	0,00	-0,12	0,00
Edad jefe 2	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,54	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08
Afrodescendiente							0,51	0,00	-0,27	0,00	1,03	0,00
Edad adultos	-0,03	0,00	-0,01	0,39	-0,05	0,00	-0,04	0,00	0,00	0,02	-0,02	0,00
PET hogar	0,29	0,00	0,60	0,00	0,89	0,00	0,15	0,00	0,12	0,00	0,52	0,00
Asiste escuela							-1,18	0,00	-2,40	0,00	0,47	0,00
Intercepto	1,44	0,00	3,01	0,00	2,96	0,00	3,34	0,00	3,07	0,00	1,37	0,00

Categoría base: cero niños en el hogar.

Observaciones efectivas: 85.016 hogares con jefe mujer y 172.862 con jefe hombre.

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

C. Modelo logit multinomial de decisión ocupacional del jefe de hogar

Ocupación	Mujer				Hombre			
	Asalariado		Independiente		Asalariado		Independiente	
	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.
Educación media	-0,50	0,00	-0,67	0,00	0,27	0,00	-0,25	0,00
Educación alta	-0,15	0,00	-0,80	0,00	1,07	0,00	0,43	0,00
Edad	0,36	0,00	0,39	0,00	0,15	0,00	0,23	0,00
Edad 2	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Indígena					-0,19	0,01	-0,45	0,00
Afrodescendiente	0,32	0,00	1,14	0,00	1,02	0,00	0,44	0,00
Edad adultos	0,02	0,00	0,03	0,00	0,01	0,00	-0,01	0,00
PET hogar	0,08	0,00	0,09	0,00	0,07	0,00	-0,02	0,03
Niños en hogar	-0,15	0,00	0,00	0,00	0,09	0,00	0,02	0,09
Asiste escuela	0,64	0,00	-0,75	0,00	-0,06	0,26	-1,03	0,00
Intercepto	-5,39	0,00	-7,99	0,00	-0,25	0,02	-2,31	0,00

Categoría base: sin ingreso.

Observaciones efectivas: 85.016 mujeres y 172.862 hombres.

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

D. Modelo logit multinomial de decisión ocupacional del resto de las personas del hogar en edad de trabajar

Ocupación	Mujer				Hombre			
	Asalariado		Independiente		Asalariado		Independiente	
	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.	Beta	Prob.
Jefe inactivo	0,17	0,00	0,01	0,47	-0,26	0,00	-0,96	0,00
Jefe asalariado	0,00	0,73	-0,46	0,00	0,22	0,00	-0,82	0,00
Educación media	0,21	0,00	0,02	0,14	0,31	0,00	-0,12	0,00
Educación alta	1,30	0,00	0,59	0,00	0,88	0,00	-0,01	0,77
Edad	0,32	0,00	0,27	0,00	0,52	0,00	0,63	0,00
Edad 2	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,01	0,00	-0,01	0,00
Indígena					2,19	0,00	-45,40	1,00
Afrodescendiente	-0,69	0,00	0,51	0,00	1,70	0,00	1,13	0,00
Edad adultos	0,02	0,00	-0,02	0,00	-0,01	0,00	-0,01	0,00
PET hogar	0,03	0,00	-0,07	0,00	0,12	0,00	-0,02	0,04
Niños en hogar	-0,03	0,00	0,04	0,00	-0,17	0,00	0,17	0,00
Asiste escuela	-0,83	0,00	-1,21	0,00	-1,15	0,00	-0,91	0,00
Jefe mujer	0,18	0,00	0,10	0,00	-0,21	0,00	-0,19	0,00
Intercepto	-6,38	0,00	-5,53	0,00	-8,48	0,00	-11,02	0,00

Categoría base: sin ingreso.

Observaciones efectivas: 321.730 mujeres y 172.046 hombres.

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

E. Estimación de Heckman de ingresos de asalariados, en dos etapas

Salario	Ingreso		Selección	
	Beta	Prob.	Beta	Prob.
Edad	-0,014	0,000	0,140	0,000
Edad 2	0,000	0,000	-0,002	0,000
Educación media	0,114	0,000	0,190	0,000
Educación alta	0,792	0,000	0,601	0,000
Niños en hogar	-0,033	0,000	-0,008	0,000
Indígena	-0,081	0,000	0,254	0,000
Afrodescendiente	0,007	0,548	0,116	0,000
Edad adultos	-0,005	0,000	0,009	0,000
PET hogar	-0,027	0,000	0,019	0,000
Asiste escuela	0,380	0,000	-0,515	0,000
Mujer	-0,161	0,000	-0,100	0,000
Jefe mujer	-0,056	0,000	0,014	0,000
Jefe			0,432	0,000
Intercepto	14,252	0,000	-2,907	0,000

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

F. Estimación de Heckman de ingresos de independientes, en dos etapas

Ingreso de independientes	Ingreso		Selección	
	Beta	Prob.	Beta	Prob.
Edad	-0,043	0,000	0,135	0,000
Edad 2	0,001	0,000	-0,001	0,000
Educación media	0,460	0,000	-0,170	0,000
Educación alta	1,224	0,000	-0,226	0,000
Niños en hogar	-0,037	0,000	0,005	0,054
Indígena	0,365	0,000	-0,435	0,000
Afrodescendiente	-0,083	0,000	0,198	0,000
Edad adultos	-0,012	0,000	-0,003	0,000
PET hogar	-0,069	0,000	0,004	0,007
Asiste escuela	0,243	0,000	-0,368	0,000
Mujer	-0,438	0,000	-0,385	0,000
Jefe mujer	-0,166	0,000	0,050	0,000
Jefe			0,228	0,000
Intercepto	15,007	0,000	-3,368	0,000

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

G. Estimación de Heckman de ingresos no laborales del hogar, en dos etapas

Ingreso no laboral de hogares	Ingreso		Selección	
	Beta	Prob.	Beta	Prob.
Edad jefe	-0,001	0,585	0,012	0,000
Edad 2 jefe	0,000	0,000	0,000	0,000
Jefe educación media	0,284	0,000	0,110	0,000
Jefe educación alta	1,105	0,000	0,245	0,000
Niños en hogar	-0,200	0,000	0,255	0,000
Jefe indígena	0,300	0,000	-0,339	0,000
Jefe afrodescendiente	-0,349	0,000	0,088	0,000
Edad adultos	0,009	0,000	0,005	0,000
PET hogar	-0,014	0,001	0,280	0,000
Jefe asiste escuela	0,434	0,000	-0,023	0,132
Jefe mujer	-0,108	0,000	0,222	0,000
Jefe ocupado		0,000	-0,855	0,000
Intercepto	12,677	0,000	-0,462	0,000

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

ANEXO 3

CARACTERIZACIÓN POR CIUDAD DE ALGUNOS DETERMINANTES DE LAS DIFERENCIAS EN LA DESIGUALDAD

En la siguiente tabla se reportan para cada ciudad algunos estadísticos de las personas en edad de trabajar: Porcentaje con nivel educativo alto, porcentaje sin ingreso, edad promedio, porcentaje de mujeres, porcentaje de indígenas, porcentaje de afrodescendientes y porcentaje de jefes de hogar. Además se reporta el porcentaje de hogares con más de dos niños.

Ciudades	% PET nivel educativo alto	% PET asalariados	% PET sin ingresos	% hogares con más de 2 niños
Medellín	13,80%	29,7%	53,2%	13,45%
Barranquilla	15,85%	21,5%	54,4%	26,15%
Bogotá	19,07%	34,4%	48,3%	16,07%
Cartagena	16,70%	21,4%	54,8%	22,89%
Tunja	19,57%	26,9%	55,7%	18,01%
Manizales	10,27%	29,1%	55,5%	11,53%
Florencia	10,09%	22,2%	55,3%	19,04%
Popayán	12,79%	18,5%	58,7%	13,29%
Valledupar	13,88%	18,0%	57,1%	21,47%
Montería	10,59%	26,5%	49,5%	13,93%
Quibdó	15,39%	18,2%	67,0%	14,35%
Neiva	13,04%	18,9%	56,0%	14,88%
Riohacha	13,28%	19,3%	58,1%	23,05%
Santa Marta	11,77%	20,7%	55,6%	20,78%
Villavicencio	10,57%	25,1%	48,7%	13,09%
Pasto	14,43%	26,2%	52,0%	14,82%
Cúcuta	8,50%	25,9%	50,7%	19,25%
Armenia	15,64%	22,3%	55,0%	12,30%
Pereira	12,30%	30,8%	53,2%	10,70%
Bucaramanga	14,26%	26,3%	53,2%	12,53%
Sincelejo	11,19%	20,1%	53,0%	25,06%
Ibagué	13,34%	28,1%	50,6%	13,61%
Cali	11,83%	31,1%	47,6%	14,54%

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

ANEXO 3 (continuación)

CARACTERIZACIÓN POR CIUDAD DE ALGUNOS DETERMINANTES DE LAS DIFERENCIAS EN LA DESIGUALDAD

Ciudades	Edad promedio PET	% PET mujer	% PET indígena	% PET afrodescendiente	% PET jefe
Medellín	36,67	55,12%	0,11%	2,15%	32,60%
Barranquilla	35,51	53,90%	0,05%	1,49%	28,41%
Bogotá	36,35	54,11%	0,57%	2,06%	34,31%
Cartagena	35,07	54,20%	0,31%	36,92%	28,19%
Tunja	34,10	55,09%	0,21%	0,11%	33,39%
Manizales	37,94	54,95%	0,04%	0,66%	34,38%
Florencia	33,33	55,08%	0,25%	1,39%	33,78%
Popayán	35,55	55,11%	1,56%	2,27%	30,71%
Valledupar	33,49	54,77%	2,04%	7,01%	28,91%
Montería	34,86	54,91%	0,25%	3,26%	27,79%
Quibdó	32,04	57,56%	0,35%	94,15%	29,58%
Neiva	35,49	55,31%	0,36%	0,99%	33,12%
Riohacha	32,29	53,86%	8,70%	3,69%	30,52%
Santa Marta	34,86	54,40%	0,21%	3,61%	27,79%
Villavicencio	35,48	54,23%	0,33%	0,41%	35,15%
Pasto	35,43	55,24%	1,44%	1,84%	32,20%
Cúcuta	35,09	53,90%	0,25%	0,88%	32,19%
Armenia	37,72	55,50%	0,60%	1,75%	35,57%
Pereira	37,60	55,01%	0,37%	1,40%	34,38%
Bucaramanga	36,86	55,32%	0,00%	0,31%	34,25%
Sincelejo	34,41	53,10%	7,06%	3,17%	28,03%
Ibagué	36,86	55,58%	0,28%	0,37%	34,45%
Cali	36,54	54,58%	3,48%	18,53%	33,96%

Fuente: cálculos propios con base en EIG 2006-2007.

REVISTA DE ECONOMÍA INSTITUCIONAL

VOLUMEN II

NÚMERO 21

ISSN 0124-5996

SEGUNDO SEMESTRE / 2009

EDITORIAL

ARTÍCULOS

Las reglas que no se hacen cumplir
son mera palabrería
Elinor Ostrom

Lecciones de la Gran Depresión para la
recuperación económica en 2009
Christina D. Romer

El sujeto económico y la racionalidad
en Adam Smith
Vanesa Valeria D'Elia

Corrupción y anticorrupción:
una perspectiva neo-institucional
Frédéric Boehm y Johann Graf Lambsdorff

El concepto de incentivo en administración.
Una revisión de la literatura
*Yury Gorbaneff, Sergio Torres
y José Fernando Cardona*

El veto de las élites rurales a la
redistribución de la tierra en Colombia
Mauricio Uribe López

La desaceleración económica colombiana:
se cosecha lo que se siembra
Carlos Humberto Ortiz

Duración del desempleo y canales de
búsqueda de empleo en Colombia
*Carlos Augusto Viáfara L.
y José Ignacio Uribe G.*

Del Radicalismo a la Regeneración.
La cuestión monetaria (1880-1903)
Juan Santiago Correa R.

Balanza de pagos, estabilidad y crecimiento
en México 1979-2005
Yanod Márquez Aldana

La competitividad de las ciudades portuguesas.
El caso de las capitales de distrito
*Paulo Reis Mourão y
Júlio Miguel Coelho Barbosa*

CLÁSICOS

Rendimientos crecientes y progreso económico
Allyn A. Young

NOTAS Y DISCUSIONES

Carta a la Reina
Foro de la Academia Británica

La castidad de las mujeres en las
actividades económicas
*Azam Khodashenas Nikoo
y Abdoullah Namdar*

RESEÑAS

Individuos, sociedad y empresas en la
economía institucionalista evolutiva
Jairo J. Parada

La pobreza mundial, un asunto de justicia global
Leonardo García Jaramillo

RESÚMENES/ABSTRACTS

POLÍTICA EDITORIAL

INDICACIONES PARA LOS AUTORES/
GUIDELINES FOR SUBMITTING ORIGINALS

ÍNDICE TEMÁTICO N.º 1-21

Universidad
Externado
de Colombia

Suscripciones y canjes
Cra. 1.ª n.º 12-68 Casa de las Mandolinas
PBX: 342 0288/341 9900, ext. 1307
E-mail: ecoinstitucional@uexternado.edu.co
Bogotá - Colombia
www.economiainstitucional.com