

UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES
FACULTAD DE CIENCIAS ECONOMICAS
MAESTRIA EN GESTIÓN ECONÓMICA Y FINANCIERA DEL RIESGO

TESIS

POBREZA DESDE LA PERSPECTIVA DEL RIESGO:
ANÁLISIS DE LA VULNERABILIDAD DE LOS HOGARES BOGOTANOS

YURANY HERNANDEZ TURCA

TESIS

**POBREZA DESDE LA PERSPECTIVA DEL RIESGO:
ANÁLISIS DE LA VULNERABILIDAD DE LOS HOGARES BOGOTANOS**

UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES
FACULTAD DE CIENCIAS ECONOMICAS
MAESTRIA EN GESTIÓN ECONÓMICA Y FINANCIERA DEL RIESGO

TESIS

POBREZA DESDE LA PERSPECTIVA DEL RIESGO:

ANÁLISIS DE LA VULNERABILIDAD DE LOS HOGARES BOGOTANOS

YURANY HERNANDEZ TURCA

JAVIER GARCIA FRONTI

DIRECTOR

2013

AGRADECIMIENTOS

Como siempre en primer lugar, agradezco a Dios, por poner tantos ángeles a mi alrededor para hacer posible esta meta.

Mis sinceros agradecimientos al profesor Javier García Fronti, por su paciencia y orientación. También a la autoridad principal de la Maestría: Dra. María Teresa Casparri por su comprensión y amabilidad.

Este trabajo está dedicado a mis dos grandes amores, Santiago y Gerardo, quienes se convirtieron en mis motivadores y protagonistas de este sueño. Me mostraron que los sueños se construyen con amor y en familia.

CONTENIDO

INTRODUCCION

CAPITULO I. POBREZA Y RIESGO DE SER POBRE: EL CONCEPTO DE VULNERABILIDAD

1. EL CONCEPTO DE VULNERABILIDAD

2. ENFOQUE DE VULNERABILIDAD COMO BAJA UTILIDAD ESPERADA
3. ENFOQUE DE VULNERABILIDAD COMO EXPOSICIÓN AL RIESGO
4. ENFOQUE DE VULNERABILIDAD COMO POBREZA ESPERADA
 - 4.1. Consideraciones básicas para la estimación del riesgo de pobreza
 - 4.2. Estrategia econométrica para la estimación del riesgo de pobreza
5. EVIDENCIA INTERNACIONAL
 - 5.1. Evidencia para Latinoamérica
6. CONCLUSIONES

CAPITULO II. ASPECTOS ECONOMETRICOS EN LOS MODELOS DE REGRESIÓN CON INFORMACIÓN DE CORTE TRANSVERSAL

1. ALGUNAS DIFICULTADES DE LOS MODELOS CON DATOS DE CORTE TRANSVERSAL
 - 1.1. Heterocedasticidad
 - 1.2. Autocorrelación
2. MODELOS DE REGRESION EN PRESENCIA DE ERRORES NO ESFERICOS
 - 2.1. Estimación por mínimos cuadrados generalizados (MCG)
 - 2.2. Estimación por (MCG) cuando las varianzas son conocidas: Mínimos cuadrados ponderados

2.3. Estimación por MCG cuando la varianza es desconocida: Mínimos cuadrados generalizados factibles

2.4. Mínimos cuadrados generalizados factibles en tres etapas

3. METODOLOGIAS PARA LA SELECCIÓN DE VARIABLES DE REGRESION

3.1. Procedimiento de eliminación hacia atrás

3.2. Procedimiento de selección hacia adelante

3.3. Procedimiento de selección paso a paso

4. CONCLUSIONES

CAPITULO III. MAGNITUD DEL RIESGO DE POBREZA PARA LOS HOGARES BOGOTANOS: UNA APROXIMACIÓN CUANTITATIVA

1. VARIABLES UTILIZADAS EN LA ESTIMACIÓN

1.1. Características del jefe de hogar

1.2. Activos físicos del hogar

1.3. Características demográficas del hogar

1.4. Condiciones físicas del hogar

2. DETERMINANTES DE LOS INGRESOS FAMILIARES EN BOGOTÁ

3. ¿QUIENES SON LAS FAMILIAS VULNERABLES EN BOGOTÁ?: DETERMINANTES DEL RIESGO DE POBREZA EN LOS HOGARES

4. DINÁMICA DE LAS TASAS DE VULNERABILIDAD Y POBREZA EN BOGOTÁ

5. GASTO PÚBLICO, CRECIMIENTO ECONÓMICO, Y RIESGO DE POBREZA

5.1. Implicaciones de política pública

5.2. Ciclo económico y riesgo de pobreza

6. CONCLUSIONES

CONCLUSIONES

BIBLIOGRAFIA

ANEXOS

INTRODUCCION

El concepto de riesgo está relacionado a eventos imprevistos que tienen un efecto potencial en los individuos, las familias, las empresas, la economía y la sociedad. La incertidumbre sobre la ocurrencia de eventos con efectos adversos ha dado origen a la implementación de estrategias de precaución y de mitigación y en términos más formales al análisis y manejo del riesgo.

Desde el inicio de la vida, el hombre ha tenido que preocuparse por los desastres naturales, los problemas climáticos y de salud. Más adelante, fenómenos como la industrialización en el siglo XIX y la globalización del siglo XX, que dieron origen a las sociedades modernas, también han traído una alta percepción de incertidumbre e inestabilidad de algunos sectores en lo que concierne a ingresos, vivienda, consumo y empleo. De esta forma, la era actual configura un escenario donde el hombre debe afrontar la incertidumbre y el riesgo de manera cada vez más habitual.

Desde el punto de vista financiero, el riesgo está asociado con la posibilidad de que un evento afecte negativamente los objetivos de un agente económico (empresa o individuo), ya sea a través de variables como sus ingresos, tasas de rentabilidad y otras, como resultado de la dinámica en variables de carácter exógeno.

Son varios los tipos de riesgo a los que debe enfrentarse un agente económico, uno de ellos consiste en la imposibilidad de incumplir con sus obligaciones contractuales o que su contraparte lo haga afectando un flujo de ingresos futuro. De acuerdo con los mecanismos establecidos en

Basilea II para el tratamiento del riesgo de crédito, este riesgo de incumplimiento o de "default" puede evaluarse objetiva e internamente estimando la probabilidad de que una contraparte incumpla.

Se pueden usar técnicas paramétricas y no paramétricas para la determinación de la probabilidad de default. Un ejemplo son los modelos de *credit scoring* usados por la banca privada, donde a partir de un conjunto de variables sobre un individuo, perfilan y clasifican al agente (ya sea persona o empresa) de acuerdo con la probabilidad estimada de incumplimiento. Esta es una de las herramientas que usa la banca para calificar a sus clientes y tomar decisiones sobre el otorgamiento de un crédito.

En el ámbito público puede utilizarse una lógica similar. Para quien toma decisiones de política puede ser de gran interés conocer quienes tienen una alta probabilidad en otro tipo de "default" aún más grave que el financiero: el riesgo de no tener los ingresos suficientes para subsistir, lo que podría denominarse como el *riesgo de ser pobre*. Este concepto de riesgo de pobreza ha rescatado el componente dinámico de este fenómeno social, al aceptar como lo hace Núñez (2005) que la pobreza no es un concepto estático, sino que los hogares enfrentan riesgos y por tanto ciclos en sus condiciones de vida.

En consecuencia, debe ser objetivo del gasto social no sólo quien ya se encuentra en situación de pobreza sino también quien tenga una alta probabilidad de entrar en esta categoría, dicho de otra forma, quien esté en riesgo de caer en pobreza. En consecuencia, para quienes diseñan las políticas públicas tres preguntas consisten en:

- i) ¿Cuál es la probabilidad de que una unidad económica se encuentre en situación de pobreza en un periodo futuro?
- ii) ¿Cuál es el porcentaje de población que enfrenta una probabilidad alta de ser pobre en el periodo siguiente?
- iii) ¿Cuál es el perfil económico y social de la unidad económica que se encuentra con mayor exposición al riesgo?

Algunas técnicas econométricas con bases microeconómicas se han estado utilizando para responder a estas inquietudes. Este trabajo tiene como propósito general presentar un análisis similar para la población bogotana en los años 2007 y 2011 con base en la metodología de Vulnerabilidad como Pobreza Esperada – VEP. También se busca analizar la pertinencia de aplicar el enfoque de riesgo a las mediciones de pobreza como complemento para el diseño de políticas públicas eficientes y realizar un diagnóstico sobre los factores y las características del hogar y su entorno que determinan que estén o no en riesgo de caer en situación de pobreza.

Con estos objetivos en mente, la investigación tiene la siguiente estructura: el primer capítulo busca desarrollar el concepto de vulnerabilidad visto como el riesgo de pobreza desde un enfoque económico, presentando los principales abordajes teóricos y metodológicos sobre el tema. A continuación, se presentan las principales herramientas econométricas, fundamentales para la estrategia de estimación utilizada en este ejercicio. Luego en el capítulo 3, se presenta la estimación de riesgo de pobreza para los hogares de Bogotá a partir de micro datos anonimizados y además se hace un análisis de los resultados obtenidos. Finalmente se comentan las principales conclusiones de la investigación.

CAPITULO I. POBREZA Y RIESGO DE SER POBRE: EL CONCEPTO DE VULNERABILIDAD

*“But poverty is a stochastic phenomenon.
Today’s poor may or may not be
tomorrow’s poor.”¹*

(Chaudhuri, 2003, p.1)

La cuestión de definir la pobreza humana ha sido un tema recurrente en la literatura y han sido numerosos los esfuerzos por entender este fenómeno. En términos sencillos, el concepto está asociado a la dificultad que tienen algunos sectores para gozar de un nivel de vida socialmente aceptado. No obstante, son numerosas las versiones del concepto de pobreza que se pueden encontrar en la literatura, desde el conocido enfoque de ingresos hasta el de capacidades propuesto por Amartya Sen.

Igual de numerosos han sido los esfuerzos por identificar y cuantificar los hogares pobres. Sin embargo, como bien explican Amadasi y Fassio (1997), la inminente necesidad de operacionalizar la definición de pobreza redujo el concepto a algunas dimensiones que pudieran ser medibles. La demanda por evaluar las políticas sociales en el tiempo condujo a pensar “(...) la pobreza como

¹ *La pobreza es un fenómeno estocástico. La pobreza de hoy puede no ser la misma pobreza de mañana. (Traducción propia).*

insuficiencia de retrete con descarga de agua o en el otro enfoque, la insuficiencia de ingresos para comprar ocho litros de leche (...)” (p. 3).

De esta manera, el debate en este tema se ha movido en dos direcciones difícilmente conciliables: alcanzar una riqueza conceptual que abarque la complejidad del fenómeno de la pobreza y al mismo tiempo, hacia la simplificación con miras a la construcción de una contabilidad social. En este contexto ha aparecido recientemente el concepto de vulnerabilidad, para algunos autores como complementario a la definición de pobreza, para otros como una nueva alternativa de abordaje del fenómeno.

En este capítulo se presenta el concepto de vulnerabilidad desde el punto de vista económico. Se centrará en la presentación de la metodología de vulnerabilidad vista como el riesgo de pobreza y estimada a través del enfoque de pobreza esperada (Vulnerability as expected poverty - VEP). Se detalla la estrategia econométrica que se usará posteriormente en la estimación y se mencionan brevemente los resultados de estudios similares a nivel internacional.

1. EL CONCEPTO DE VULNERABILIDAD

El diseño de políticas públicas requiere la identificación y cuantificación de la población que requiere la atención por parte del Estado. Las técnicas de medición se han centrado en clasificar de acuerdo con el estado actual de las personas y umbrales previamente establecidos, entre pobres y no pobres. Como señala Golovanevsky (2007) “[l]os indicadores al estilo necesidades básicas insatisfechas (NBI) o línea de pobreza (LP) resultan en clasificaciones dicotómicas y estáticas, que describen atributos de personas, familias u hogares, pero no dan cuenta de los procesos causales por los cuales se llegan a tales situaciones” (p. 21). Así mismo, se ignora el hecho de que dentro del grupo catalogado como pobre puedan estar los pobres transitorios y los pobres crónicos; poblaciones que requieren programas diferentes para la superación de su situación.

De esta manera, caracterizar la pobreza requiere una visión más dinámica, que reconozca no solo a quienes tienen carencias hoy sino a quienes están expuestos a tenerlas mañana y que permita

fortalecer las capacidades para mitigar los efectos de posibles choques. En el diseño de la política pública de largo plazo, debe tenerse en cuenta aquel segmento de la población que aunque no está clasificada como pobre, está en riesgo de serlo en periodos futuros. Inútiles serían los esfuerzos por sacar de la pobreza a un grupo de hogares si ante un próximo choque económico vuelven a caer en esta condición los mismos hogares u otros, repitiendo o ampliando el círculo de pobreza.

En este marco que propone un abordaje dinámico para el análisis y cuantificación de la pobreza, aparece el concepto de Vulnerabilidad. Este rescata la necesidad de identificar los riesgos actuales y futuros y además, de determinar quienes tienen más probabilidad de experimentarlos y enfrentarlos con éxito. Varios autores han definido como Vulnerabilidad, al riesgo de que un individuo o un hogar no pobre caiga por debajo de un umbral de pobreza o de que un hogar siendo pobre se mantenga en ese estado (Chaudhuri, Jalan y Suryahadi, 2002). Así la diferencia principal entre pobreza y vulnerabilidad radica en la inclusión de la noción de riesgo, el hecho de no tener certeza sobre el bienestar futuro.

Sobre la relación entre riesgo, pobreza y políticas públicas los trabajos publicados por el Banco Mundial son la principal referencia y se han enmarcado en lo que se conoce como Gestión Social del Riesgo. Los trabajos de Holzmann (2001), Holzmann and Jorgensen (2000) y Siegel y Alwang (1999) se basan en el principio de que los hogares están expuestos a posibles pérdidas de bienestar y por tanto requieren herramientas que les permitan enfrentar estos riesgos. La noción de riesgo planteada aquí se refiere a la incertidumbre de ciertos eventos que pueden amenazar el bienestar social, especialmente en el aspecto de ingresos.

Sin embargo, estas no son las únicas definiciones de vulnerabilidad presentes en la literatura. Debido a su carácter multidimensional, al igual que la pobreza, tiene múltiples enfoques y aun no hay un consenso sobre su definición ni mucho menos sobre su estimación. Existe abundante literatura sobre las ventajas y desventajas de las diferentes propuestas. A continuación se mencionan los principales aportes al tema siguiendo la clasificación realizada por Gallardo (2009) y Ligon y Schechter (2004).

2. ENFOQUE DE VULNERABILIDAD COMO BAJA UTILIDAD ESPERADA

Trabajos como Ligon y Schechter (2004) hacen uso del concepto de utilidad esperada para definir y medir la vulnerabilidad. Utilizan las funciones de utilidad tipo Neumann-Morgenstern capaces de capturar preferencias de riesgo, para medir la pérdida de bienestar asociada al riesgo.

Se define la utilidad en función del consumo como:

$$U(c) = \frac{(c - \bar{c})^{1-\gamma} - 1}{1 - \gamma} \quad \gamma \geq 0, c \geq \bar{c}$$

Donde, c es el nivel de consumo, (\bar{c}) es el límite inferior del consumo para todos los hogares y γ define la curvatura de la función.

Se define la vulnerabilidad como la diferencia entre la utilidad de un cierto nivel de consumo definido como umbral de pobreza o en situación sin incertidumbre y la utilidad esperada del consumo del hogar i . En términos formales:

$$V^i = U^i(\bar{c}) - EU^i(c^i)$$

Donde $U^i(\cdot)$ es una función continua, estrictamente creciente y estrictamente cóncava dado que los agentes son aversos al riesgo. La función muestra que en la situación donde los hogares consumen el nivel sin incertidumbre \bar{c} , la vulnerabilidad sería nula y ningún hogar estaría expuesto al riesgo. En el mismo sentido el hogar i no se considera vulnerable si la utilidad esperada de su consumo es mayor a la utilidad del nivel de consumo sin incertidumbre (o umbral de pobreza).

El modelo de Ligon y Schechter (2004) descompone la medida de vulnerabilidad en tres con el fin de entender el balance entre pobreza y riesgo. Sumando y restando la utilidad del valor esperado del consumo de la familia se tiene:

$$V^i = [U^i(\bar{c}) - U^i(Ec^i)] + [U^i(Ec^i) - EU^i(c^i)]$$

El primer término en corchetes mide la pobreza, es la diferencia entre una función cóncava evaluada en el umbral de pobreza y la utilidad del consumo esperado por el hogar. Mientras tanto, el segundo componente mide el riesgo que enfrenta la familia.

Sea $E(c^i|x)$ el valor esperado del consumo c^i condicionado a un vector de variables agregadas x , entonces se puede encontrar el componente de riesgo covariado del hogar.

$$V^i = [U^i(\bar{c}) - U^i(Ec^i)] + [U^i(Ec^i) - EU^i(E(c^i|x))] + [EU^i(E(c^i|x)) - EU^i(c^i)]$$

Luego, “el segundo corchete corresponde al riesgo covariado mientras el último mide el riesgo idiosincrático del hogar.” (Ligon y Schechter, 2004, p. 7).

3. ENFOQUE DE VULNERABILIDAD COMO EXPOSICIÓN AL RIESGO

En este enfoque se estudia la respuesta de los hogares y su consumo ante eventuales choques idiosincráticos y covariados sobre sus ingresos. Se define la vulnerabilidad en términos de la capacidad para suavizar una senda de consumo inter temporal frente a fluctuaciones del ingreso familiar provenientes por ejemplo de choques macroeconómicos. Si el consumo del hogar varía conjuntamente y en el mismo sentido con los choques en el ingreso, se puede inferir que el hogar carece de medios para estabilizar su nivel de consumo.

“La vulnerabilidad de un hogar es vista como la covarianza condicional entre los cambios en su consumo y los cambios en el ingreso, sujeto a una restricción de activos.” (Gallardo, 2009, p.6). Este enfoque difiere del anterior pues no tiene en cuenta el nivel actual de consumo ni del riesgo que enfrenta el hogar. Incluso un hogar con una gran variación en el consumo podría tener una vulnerabilidad media- baja (Ligon y Schechter, 2004).

De acuerdo con el trabajo de Amin, Rai y Topa (2001), los hogares tienen una función de utilidad de aversión al riesgo constante tal que:

$$u^h(c_t^h) = -\frac{1}{\zeta_t^h} n_t^h \left[\exp\left(-\sigma \frac{c_t^h}{n_t^h}\right) \right]$$

Donde c_t^h es el consumo del hogar en el momento t, n_t^h es la cantidad de hombres adultos en el hogar, ζ_t^h shock de preferencias y σ es el coeficiente de aversión al riesgo. La distribución de riesgo eficiente implica para cada hogar lo siguiente:

$$\Delta \left(\frac{c_t^h}{n_t^h} \right) = -\frac{1}{\sigma} k_t - \frac{1}{\sigma} \Delta \ln \zeta_t^h$$

Donde $\Delta x_t = x_t - x_{t-1}$ para cualquier variable x_t y k_t es la primera diferencia en logaritmos del multiplicador descontado relacionado con la restricción de recursos agregada. Con base en esta ecuación se estima un modelo de regresión lineal. Si asumimos ζ_t^h como términos de error de media cero que no están correlacionados con otros regresores, la ecuación de regresión para identificar hogares vulnerables sería:

$$\Delta \hat{c}_t^h = \alpha^h \Delta \hat{y}_t^h + \phi_t MD_t + \varepsilon_t^h$$

Donde $\hat{c}_t^h = \frac{c_t^h}{n_t^h}$ es el consumo por adulto en el hogar, \hat{y}_t^h es el ingreso por adulto en el hogar y MD_t es una variable dummy mensual. Por su parte, el coeficiente ϕ_t captura $\frac{1}{\sigma} k_t$ de la ecuación anterior. La medida de vulnerabilidad estaría dada por α^h .

Otros trabajos importantes que abordan la medición de la vulnerabilidad con este enfoque son Glewwe y Hall (1998) y Dercon y Krishnan (2000).

Una de las críticas que se le hacen a este enfoque es que ignora las diferencias en los niveles de exposición al riesgo entre los hogares. Por ejemplo, omite el hecho de que un hogar puede tener poca capacidad de suavizar su consumo pero al mismo tiempo puede estar expuesto a una cantidad menor de choques que otros hogares. Por otro lado, este enfoque se centra en los hogares que están expuestos a ciertos riesgos que afectan su bienestar sin tener en cuenta aquellos hogares que ya sufrieron los efectos de un choque en sus ingresos y su consumo.

4. ENFOQUE DE VULNERABILIDAD COMO POBREZA ESPERADA

En esta visión se reconoce que la pobreza es un fenómeno estocástico y la vulnerabilidad de un hogar depende de la evolución esperada de sus posibilidades de sustento y bienestar. Esto depende de las expectativas de ingresos futuros, su volatilidad y la capacidad para suavizar el consumo cuando se presenta un evento inesperado. En este sentido Chaudhuri (2003) diferencia los conceptos de pobreza y vulnerabilidad: “El nivel de pobreza observado de un hogar es la

realización ex post de una variable aleatoria, la expectativa ex – ante de la vulnerabilidad del hogar.” (p.9)

Otros autores como Hoddinott y Quisumbing (2003) en el marco de la micro econometría del riesgo definen vulnerabilidad como la probabilidad de que en un período de tiempo futuro un agente tenga un nivel de bienestar que se encuentre por debajo de un punto de referencia determinado.

Para operacionalizar la definición de vulnerabilidad en términos de pobreza esperada, Chaudhuri (2003) comienza con la siguiente formulación de un índice de pobreza para un hogar h en el tiempo t :

$$p_{h,t} = \frac{u(z) - u(c_{h,t})}{|u(z)|}$$

Donde z es una línea de pobreza establecida previamente, $c_{h,t}$ es el nivel de consumo de un hogar h en el momento t y $u(\cdot)$ una función creciente. Asumiendo que $u(\cdot)$ tiene la siguiente forma funcional:

$$u(c) = z^\alpha - (\max\{0, z - c\})^\alpha$$

Con α que puede tomar los valores 0,1, 2, el índice de pobreza se reduce a una función tal que²:

$$p_{\alpha,h,t} = \left(\max\left\{0, \frac{z - c_{h,t}}{z}\right\} \right)^\alpha$$

La definición formal de vulnerabilidad consiste en

$$v_{\alpha,h,t} = E\{[p_{\alpha,h,t+1}(c_{h,t+1})]F(c_{h,t+1})\}$$

$$v_{\alpha,h,t} = \int \left(\max\left\{0, \frac{z - c_{h,t+1}}{z}\right\} \right)^\alpha dF(c_{h,t+1})$$

$$v_{\alpha,h,t} = F(z) \int_c^z \left(\frac{z - c_{h,t+1}}{z} \right)^\alpha \frac{f(c_{h,t+1})}{F(z)} d c_{h,t+1}$$

² Chaudhuri (2003) reconoce que no es necesario limitarse a utilizar esta forma funcional para $u(\cdot)$ podrían utilizarse otras como lo hace Ligon y Schecter (2003). Sin embargo, la función Foster-Greene-Thorbecke que utiliza Chaudhuri como base en la estimación de la vulnerabilidad, es usada con frecuencia en la literatura sobre medición de pobreza por su facilidad de interpretación.

Donde $F(c_{h,t+1})$ y $f(c_{h,t+1})$ son la función de distribución acumulada y la función de densidad de $c_{h,t+1}$.

Bajo este marco conceptual, la vulnerabilidad está definida como la probabilidad de que un hogar en el periodo t+1 se encuentre por debajo de un umbral de pobreza establecido. De acuerdo con Gallardo (2009), en términos formales la vulnerabilidad en el enfoque VEP estaría definida por:

$$v_{\alpha,h,t} = \int_0^z (z - c_{h,t+1})^\alpha f(c_{h,t+1}) dc_{h,t+1}$$

Donde z es el costo de la canasta de consumo que define la línea de pobreza, $c_{i,t+1}$ es el consumo per cápita del hogar i en el periodo t+1, $f(c_{i,t+1})$ es la función de densidad de consumo del hogar y α es un parámetro de aversión a la pobreza.

De acuerdo con los supuestos que se hagan sobre el valor del parámetro de aversión, la estrategia de estimación diverge.

- Caso donde $\alpha=2$

Este es el supuesto de Ravallion (1988), que asume al índice de pobreza como la medida de la brecha de pobreza al cuadrado. En este se calcula a partir de variaciones en las series de tiempo del consumo de los hogares, una medida de vulnerabilidad entendida como la pobreza esperada de una función cóncava del consumo esperado.

- Caso donde $\alpha=1$

En esta situación el índice de pobreza se convierte en el coeficiente de la brecha de pobreza. Si la aversión al riesgo es igual a la unidad, la probabilidad de caer en pobreza es ponderada por la brecha de pobreza en t+1.

- Caso donde $\alpha=0$

Es el caso que nos interesa para los fines de este trabajo y cuyo autor principal Chaudhuri ha desarrollado en detalle para estudios en países emergentes. De acuerdo con esta visión, la estimación de la vulnerabilidad consiste en encontrar la probabilidad de que un hogar no pobre en el periodo t caiga en situación de pobreza en t+1 o de que un hogar pobre hoy continúe siendo pobre en un periodo de tiempo futuro. Lo que en términos más formales consiste en:

$$v_{ht} = \text{Pr}(c_{h,t+1} \leq z) \quad (1)$$

La idea central de esta metodología es que si las diferencias en el riesgo de pobreza de diferentes hogares se deben a características observables en ellos, entonces se puede estimar una medida de esta a partir de datos de corte transversal.

A diferencia de los enfoques anteriores, estimar la vulnerabilidad como pobreza esperada tiene en cuenta las diferencias en los grados de exposición al riesgo entre hogares y al mismo tiempo se evalúa la capacidad de enfrentar los efectos sobre el consumo cuando un evento adverso sucede. Además la definición planteada en VEP incluye en la categoría de vulnerable a los hogares que son actualmente pobres y tienen una alta probabilidad de continuar siéndolo incluso si no enfrentan una gran cantidad de choques en su bienestar.

4.1 CONSIDERACIONES BASICAS PARA LA ESTIMACIÓN DE LA VULNERABILIDAD

El método empírico para estimar la vulnerabilidad de un hogar de acuerdo con Chaudhuri (2003) se compone de cuatro etapas.

- Especificar el proceso generador de datos para la variable ingreso
- Estimar los parámetros relevantes del proceso de la variable ingreso
- Establecer los supuestos sobre la función de distribución del ingreso para hacer inferencia sobre el ingreso futuro
- Hacer recomendaciones de política a partir de los resultados de vulnerabilidad

Sobre estas etapas y sobre la estrategia econométrica es necesario hacer algunas consideraciones con miras a la estimación del riesgo de pobreza.

A. La forma funcional de los ingresos familiares

Para determinar la vulnerabilidad de un hogar es necesario hacer inferencia para proyectar el ingreso familiar. Por tanto, el punto de partida para estimar una medida de la vulnerabilidad, sin importar el enfoque que se adopte consiste en establecer los supuestos y la especificación del proceso de la variable ingreso.

La información observada sobre ingresos proveniente por ejemplo de una encuesta de hogares, puede ser vista como el resultado de un proceso dinámico que ocurre en tiempo real. Esto significa que la evaluación de la vulnerabilidad tiene que basarse en modelos del comportamiento inter temporal de los hogares (Chaudhuri, 2003).

Una gran cantidad de estudios se han enfocado en analizar los determinantes del ingreso de los individuos y de las familias. Hay un consenso sobre la existencia de ciertas características que diferencian las personas de familias pobres de los que pertenecen a familias no pobres, es decir, el nivel de ingreso o de consumo actual depende de ciertos factores propios del hogar.

Por ejemplo, Cruces y Gasparini (2008) realizan una caracterización de los hogares pobres en Argentina en el marco del análisis de alternativas para la ampliación de la cobertura de los programas sociales en ese país. De acuerdo con la evidencia mostrada, hay diferencias de género significativas entre varones y mujeres en situación de pobreza moderada y extrema, y es considerablemente mayor la incidencia de la pobreza extrema en los hogares con jefatura femenina. De igual manera, concluyen que la tasa de dependencia, las condiciones habitacionales y el perfil educativo influyen en la situación de pobreza.

En el mismo sentido, Núñez y Espinosa (2005) encuentran que entre las variables que mejor explican las diferencias en el ingreso se encuentran el trabajo, la educación y la fecundidad. También Núñez y Jiménez (2002) estudian los determinantes de los cambios en el nivel de pobreza en la década de los noventa en Colombia. Los autores concluyen que la principal causa de disminución de la pobreza se encuentra en las dotaciones de los hogares: el nivel educativo disminuye la probabilidad de ser pobre mientras el tamaño del hogar la aumenta.

Entonces, es factible suponer la siguiente forma funcional para el ingreso de un hogar:

$$Y_{h,t} = f(X_h, \beta_t, \alpha_h, e_h) \quad (2)$$

Inicialmente, se supone que los ingresos (consumo) de un hogar h en el momento t , $Y_{h,t}$, se comportan como un proceso estocástico que responde a cuatro factores básicos: un vector X_h de características observables propias del hogar, un vector de parámetros β_t que representa el estado de la economía en el momento t , un efecto α_h fijo y un shock idiosincrático aleatorio e_h .

Reformulando la definición de vulnerabilidad se tiene:

$$v_{h,t} = E\{p_{\alpha,h,t+1}(c_{h,t+1})|F(c_{h,t+1}|X_h, \beta_t, \alpha_h, e_h)\} \quad (3)$$

Esto significa que el nivel de riesgo de pobreza de un hogar se deriva de un proceso estocástico de una senda de consumo inter temporal y esto a su vez depende de un conjunto de atributos del hogar y de las características del contexto que lo rodea.

Esta sería la forma ideal de estimar la vulnerabilidad. Sin embargo la carencia de información que exprese cada uno de los factores que desea medirse y la calidad de la información disponible, dificultan la estimación de la vulnerabilidad en el grado de detalle que propone la ecuación anterior. Es común que en países emergentes aún no se cuente con datos tipo panel por tanto no es posible observar las características de un hogar específico, su senda de ingresos en el tiempo y por tanto hacer un análisis dinámico de la pobreza para estos países (Chaudhuri, 2003).

Otra implicación de la ecuación (3) es que propone la vulnerabilidad como una función no lineal de los niveles futuros de ingreso, dependerá del valor esperado del ingreso futuro y de la volatilidad de la senda de ingreso. Para estimar el nivel de vulnerabilidad a partir de la estimación del ingreso, se necesita no solo estimar el ingreso esperado sino también definir algunos supuestos sobre la distribución del ingreso futuro. Esta metodología asume que el ingreso tiene una distribución log-normal, entonces se requiere estimar la varianza del ingreso futuro lo cual puede realizarse a través de estimaciones paramétricas o no paramétricas.

B. El tratamiento de la heterocedasticidad

Otro aspecto que debe tenerse en cuenta es el tratamiento de la heteroscedasticidad. En la mayoría de los estudios sobre el nivel ingreso el término de perturbación es visto como un

derivado de la medida del error y por tanto se asume que la varianza de las perturbaciones es la misma para todos los hogares de la muestra.

Sin embargo, este supuesto tiene implicaciones en el análisis y estimación de la vulnerabilidad. Por un lado, dentro de este enfoque la varianza de las perturbaciones tiene una interpretación en términos económicos como la varianza inter temporal del logaritmo del ingreso. Por tanto asumir que esta es la misma para todos los hogares es bastante restrictivo: “descarta la posibilidad de que un hogar con un promedio de ingreso más bajo pueda tener una volatilidad más alta que un hogar con un nivel promedio de ingreso más alto.” (Chaudhuri, 2003, p.16).

Adicionalmente, dado que la desviación estándar es usada directamente en la estimación de la vulnerabilidad, una estimación sesgada del término de perturbación puede conducir a estimaciones sesgadas de la vulnerabilidad. Para solucionar el inconveniente de la heterocedasticidad Chaudhuri (2003) propone incluir la siguiente forma funcional para modelar la varianza:

$$\ln \sigma_{\ln c_{h,t}}^2 = X_{h,t}\gamma + Z_h\delta$$

Es decir, la varianza del termino de error depende de los vectores de atributos del hogar $X_{h,t}$ y Z_h . Los valores estimados de γ y δ pueden obtenerse a partir de la siguiente regresión:

$$\ln \widehat{e}_{h,t}^2 = X_{h,t}\gamma + Z_h\delta + u_{h,t}$$

C. Los umbrales de ingreso mínimo y de vulnerabilidad

Los criterios para establecer previamente los umbrales de ingreso mínimo y de vulnerabilidad para clasificar a una familia como vulnerable, también son importantes y afectaran directamente las estimaciones.

De acuerdo con Pritchett, Suryahadi, y Sumarto (2000) son vulnerables aquellos hogares que tiene una probabilidad mayor a 50% de caer en situación de pobreza en el siguiente período. A pesar de que este criterio es arbitrario, una gran parte de los estudios sobre el tema han usado el mismo umbral. Un argumento a favor es que el umbral permite considerar como vulnerable aquel hogar que tiene una probabilidad igual o mayor de ser pobre que de no serlo (Domínguez, 2007). El mismo autor sugiere que otra medida comúnmente utilizada como límite es el porcentaje de pobres de una localidad de referencia de manera que se consideran vulnerables a aquellos hogares que tengan una probabilidad de caer o permanecer en pobreza mayor a la tasa de pobres de la región.

En cuanto al umbral de ingreso mínimo, la mayoría de estudios toman como referencia las líneas de pobreza definidas en cada país y estimadas a través del cálculo de una canasta mínima de sobrevivencia. Otra opción consiste en tomar la línea de ingreso de organismos internacionales como el Banco Mundial.

D. El horizonte de tiempo

Siguiendo a Domínguez (2007) dependiendo de la disponibilidad de información, hay tres opciones de estimación del riesgo de pobreza: panel de T periodos, panel de 2 periodos y corte transversal o sección cruzada de datos.

- *Panel T periodos:* En este caso, se cuenta con una colección de datos distribuidos a lo largo del tiempo para un mismo hogar. Así, es posible determinar el riesgo de un hogar a caer/permanecer en pobreza en sólo tres pasos.

En primer lugar, resulta necesario conocer cuál es el ingreso/consumo esperado para cada hogar presente en la muestra. La media temporal resulta el mejor indicador para ello, descrita como:

$$\bar{y}_h = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{h,t}$$

Luego, se estima la dispersión o varianza del ingreso/consumo de un mismo hogar a lo largo del tiempo (por ello se requiere además un suficiente número de rondas del panel).

$$\sigma_h^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (y_{h,t} - \bar{y}_h)^2}{T - 1}$$

Con estas dos mediciones, se estima el riesgo a caer o permanecer en situación de pobreza suponiendo que su ingreso (consumo) queda descrito por alguna distribución de probabilidad (Domínguez, 2007).

$$v_h = \Pr(y_{h,t} < z | X_h) = \Phi\left(\frac{\bar{y}_h - z}{\sigma_h}\right)$$

- *Panel 2 periodos:* Para esta estructura de datos la estimación de la vulnerabilidad se centra en analizar qué hogares superan o caen en situación de pobreza entre un periodo y otro, además de caracterizarlos para evaluar los determinantes de esa dinámica. La carencia de suficientes observaciones por hogar reduce significativamente el análisis.
- *Corte transversal:* El objetivo en este caso, es a partir de una muestra de hogares en un solo periodo de tiempo, como por ejemplo una encuesta de hogares, analizar el riesgo de ser pobre. Para datos de corte transversal, el método consiste en primer lugar en la estimación del ingreso (consumo) esperado. Luego a partir de una estimación de los residuos, se estima la volatilidad del ingreso (consumo) de los hogares. Finalmente, con la volatilidad y el valor esperado del ingreso es posible calcular el riesgo de ser pobre asumiendo que la varianza puede explicarse a partir de una distribución de probabilidad con media y desviación estándar.

Este método se explicará en detalle a continuación pues con este se realizan las estimaciones posteriores.

4.2 ESTRATEGIA ECONOMETRICA PARA LA ESTIMACIÓN DE LA VULNERABILIDAD

Teniendo en cuenta las consideraciones anteriores, la metodología presentada parte de los siguientes supuestos:

- i. Los choques idiosincráticos que afectan a la variable ingreso son idénticos e independientemente distribuidos en el tiempo.
- ii. $\alpha_h = 0, \forall h$ o $\alpha_h = \alpha \forall h$ con α constante. No toma en consideración la fuente de heterogeneidad proveniente de los efectos fijos invariantes en el tiempo.
- iii. $\beta_t = \beta_{t+1}$ La estructura de la economía es estable en el tiempo. Por tanto las variaciones en el ingreso futuro obedecerían únicamente a choques idiosincráticos. (Núñez y Espinosa, 2005).

Retomando, la idea central de esta metodología es que si las diferencias en el riesgo de pobreza de diferentes hogares se deben a características observables en ellos, entonces se puede estimar una medida de esta a partir de datos de corte transversal. Siguiendo a Chaudhuri et al. (2002) y Núñez y Espinosa (2005) a continuación se presenta la estrategia de estimación paramétrica en la que se basa este estudio.

Inicialmente, se supone que los ingresos de un hogar h en el momento t , $Y_{h,t}$, se comportan como un proceso estocástico que responde a cuatro factores básicos: un vector X_h de características observables propias del hogar, un vector de parámetros β_t que representa el estado de la economía en el momento t , un efecto α_h fijo y un shock idiosincrático aleatorio e_h .

$$Y_{h,t} = f(X_h, \beta_t, \alpha_h, e_h) \quad (4)$$

Al no contar con datos longitudinales de los hogares, sino con encuestas de corte transversal es necesario suponer que el proceso estocástico que genera ingreso del hogar está dado por:

$$\ln Y_h = \alpha + \beta X_h + e_h \quad (5)$$

Donde Y_h es el total de ingresos que obtiene el hogar, X_h es el vector de características observables, β es el vector de parámetros y e_h es la perturbación con media cero que captura los

shocks idiosincrásicos que contribuyen a diferenciar los niveles de ingreso per cápita de los hogares que tienen características similares.

La varianza del término de error e_h depende igualmente de las características observables del hogar. El segundo paso consiste en estimarla de acuerdo con la siguiente función:

$$\sigma_{e,h}^2 = X_h \theta \quad (6)$$

Para estimar θ y β se usa el procedimiento de Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles en tres etapas. Para esto, primero se estima la ecuación (5) utilizando mínimos cuadrados ordinarios (OLS). Los residuos de esta estimación se utilizan para calcular la siguiente función, también con OLS.

$$e_{OLS,h}^2 = X_h \theta + \gamma_h \quad (7)$$

Las predicciones de (7) son usadas para transformar la ecuación:

$$\frac{e_{OLS,h}^2}{X_h \theta_{OLS}} = \left(\frac{X_h}{X_h \theta_{OLS}} \right) \theta + \frac{\gamma_h}{X_h \theta_{OLS}} \quad (8)$$

La ecuación (8) se estima con OLS para obtener estimadores asintóticamente eficientes de θ_{FGLS} . De esta forma, $X_h \theta_{FGLS}$ es un estimador consistente de la varianza de los shocks idiosincrásicos de los hogares $\sigma_{e,h}^2$.

Se toma el valor estimado de (8) y se obtiene la desviación estándar $\sigma_{e,h}$:

$$\sigma_{e,h} = \sqrt{X_h \hat{\theta}_{FGLS}} \quad (9)$$

Lo cual se utiliza para transformar la ecuación (3):

$$\frac{\ln Y_h}{\sigma_{e,h}} = \frac{X_h}{\sigma_{e,h}} \beta + \frac{e_h}{\sigma_{e,h}} \quad (10)$$

La ecuación (10) se estima utilizando OLS, lo cual lleva a estimadores consistentes y asintóticamente eficientes de β . Los valores estimados de β y θ se utilizan para estimar el valor esperado del logaritmo del ingreso y su varianza:

$$\widehat{E}[LnY_h|X_h] = X_h \widehat{\beta} \quad (11)$$

$$\widehat{V}[LnY_h|X_h] = \widehat{\sigma_{e,h}^2} = X_h \widehat{\theta} \quad (12)$$

Al suponer que el ingreso se distribuye log-normal, se pueden utilizar las estimaciones de (11) y (12) para calcular la probabilidad de que un hogar con unas características X, sea pobre, es decir el riesgo de pobreza del hogar. Siendo $\Phi(\cdot)$ la función de densidad acumulada de la normal estándar, el estimado de la probabilidad estaría dado por:

$$(13)$$

Donde z consiste en un umbral de pobreza establecido previamente. Esta metodología permite asignar a cada hogar una probabilidad a estar por debajo de la línea de pobreza, la cual responde a sus características particulares. Por consiguiente es esencial establecer este umbral Z para finalizar los cálculos.

De acuerdo con (13) un hogar puede aumentar su riesgo de pobreza si baja su nivel de ingreso esperado o si aumenta su volatilidad.

En el marco de este enfoque y esta estrategia de estimación, se realiza más adelante la estimación del riesgo de pobreza para la ciudad de Bogotá.

5. EVIDENCIA INTERNACIONAL

Impulsados por el avance en las técnicas estadísticas y en el mejoramiento en los procesos de registro de micro datos, son numerosos los estudios que se han realizado bajo el enfoque de vulnerabilidad como pobreza esperada en la última década.

Chaudhuri et al. (2002) y Chaudhuri (2003) son los trabajos representativos y referencia obligatoria en el tema. En estos documentos además de presentar la sustentación teórica y la metodología para la estimación de la vulnerabilidad como pobreza esperada; se muestra su aplicación con información de los hogares en Filipinas 1997-1998, Indonesia en 1998-1999 y China 1985-1990³.

Para el caso de Indonesia, por ejemplo, se encontró que el porcentaje de la población que enfrenta un riesgo importante de pobreza es significativamente más alto que el porcentaje de población actualmente pobre. En Diciembre de 1998 el 22% de la población indonesia era pobre y de acuerdo con la estimación realizada por este enfoque, el 45% de la población está expuesta a riesgo de pobreza y se considera vulnerable. Otro resultado interesante es la diferencia encontrada entre las fuentes de vulnerabilidad para diferentes segmentos de la población. Mientras la vulnerabilidad de los hogares menos educados y rurales proviene de un bajo consumo promedio esperado, para los hogares urbanos y con mayor nivel de educación la vulnerabilidad tiene su origen en una alta volatilidad de su consumo (Chaudhuri et al. 2002).

Por su parte, las estimaciones en el caso chino mostraron que el 37% de la población se encuentra expuesta a riesgo de pobreza. De este grupo aproximadamente el 16% es vulnerable debido a la volatilidad de su consumo, mientras que el 21% lo es debido a la pobreza crónica. En el mismo sentido, los autores afirman a partir de sus resultados que el 23% de la población clasificada como pobre, no lo sería si pudiera estabilizar sus sendas de consumo manteniendo un nivel de consumo promedio.

5.1 EVIDENCIA PARA LATINOAMERICA

³Para ver un análisis más detallado sobre la vulnerabilidad para cada uno de estos países, véase Chaudhuri y Jalan (2003), Chaudhuri, Jalan y Suryahadi (2002) y Chaudhuri y Datt (2002). Los trabajos Chaudhuri et al. (2002) y Chaudhuri (2003) están concentrados en detallar la metodología econométrica para los casos en mención más que en el análisis de los resultados obtenidos por país.

Sobre el caso latinoamericano hay una cantidad importante de trabajos que estiman la vulnerabilidad por país usando el enfoque aquí explicado. Gallardo (2009) por ejemplo, realiza una estimación a partir de datos de corte transversal de la vulnerabilidad y la pobreza potencial para Nicaragua. Estableciendo como umbral una vulnerabilidad superior a 0,5 se encuentra que las tasas de incidencia de la pobreza potencial son similares a las de pobreza efectiva. De acuerdo con la línea de pobreza oficial, el 27,6% de la población tiene una vulnerabilidad mayor al 0,8. También se destaca la importancia de la localización, pues de acuerdo con los resultados el departamento de Managua y las poblaciones más cercanas a la capital son las que registran menores tasas de pobreza efectiva y potencial mientras que las zonas más alejadas muestran una situación más desfavorable en términos de consumo.

En la misma línea Domínguez (2007) realiza la estimación de la vulnerabilidad para la ciudad de Santiago de Chile. Reconociendo que la clasificación de vulnerable y no vulnerable depende significativamente del umbral que se establezca previamente, se encuentra que un alto porcentaje de la población en riesgo de la Región Metropolitana, alrededor del 60% enfrenta un nivel de riesgo bastante bajo como para ser considerado como vulnerable. Tan solo el 3% de la población presenta un riesgo de pobreza mayor al 0,5. El grupo de hogares con un importante nivel de vulnerabilidad habitaría o estaría repartido entre los 4 o 6 primeros deciles de ingreso autónomo. Domínguez evalúa algunos atributos del hogar como la escolaridad, la edad del jefe de hogar y la relación de dependencia en su estimación, encontrando que el índice de vulnerabilidad para esa ciudad aumentó entre 1996 (periodo de expansión económica) y 2000 (periodo de recesión).

Para el caso colombiano se destaca el trabajo realizado por Núñez y Espinosa (2005) quienes estima qué tan vulnerables son los hogares en el país y las principales características asociadas a este fenómeno, definiendo la vulnerabilidad como la probabilidad que tiene un hogar de estar en pobreza en el futuro. Sus resultados arrojan que alrededor del 20% de los hogares colombianos, además de estar actualmente en pobreza, tienen una alta probabilidad de permanecer en ella, es decir, son pobres crónicos. De otro lado, se estima que aproximadamente un 18% de los hogares en Colombia son vulnerables a la pobreza, aunque no son pobres en la actualidad. Por tanto, la vulnerabilidad es más común que la pobreza, y algunas características como la ubicación regional, la proporción de niños en el hogar y el nivel educativo del jefe de hogar modifican el nivel de riesgo promedio de los hogares.

Otros análisis realizados por el Departamento Nacional de Planeación (2007) para el periodo 2001 a 2005 a partir de la Encuesta Continua de Hogares en Colombia, muestran que se presentó en 2002 un incremento de la población vulnerable, para luego reducirse en especial entre los años 2003 y 2005. En total, en los cinco años se presentó una reducción de la población vulnerable del 60% al 53%. No obstante, el mayor porcentaje continúa correspondiendo a la población que tiene un menor valor esperado de su ingreso, más que a la alta volatilidad. En la misma línea, el análisis de los grupos de población vulnerable (pobres y no pobres) muestra que en el año 2005, el 13,9% de quienes eran considerados no pobres tenían una alta probabilidad de serlo en el futuro. Este porcentaje disminuyó ligeramente en comparación con 2001 cuando alcanzó un valor de 14,5%.

6. CONCLUSIONES

En este apartado se ha presentado el concepto de vulnerabilidad y la importancia de ampliar el análisis de pobreza teniendo en cuenta que este no es fenómeno estático, especialmente para objetivos de política pública.

Se han presentado tres enfoques en los que pueden agruparse la literatura sobre vulnerabilidad desde el punto de vista económico: vulnerabilidad como baja utilidad esperada, como exposición al riesgo y como pobreza esperada. No obstante, desde las ciencias sociales hay una gran diversidad de autores y definiciones sobre vulnerabilidad que superan los límites de este trabajo. Aquí por fines empíricos, se ha centrado la atención en la definición basada en el enfoque pobreza esperada presentada por Chaudhuri et al. (2003).

En este marco, la vulnerabilidad puede definirse como el riesgo que enfrenta una familia de ser o continuar siendo pobre. Conceptualmente, esto permite estudiar el fenómeno de la pobreza como una realización de la aleatoriedad condicional y de las características observables de los hogares e individuos. Lo que sin duda es relevante para las decisiones de política. En otras palabras, el concepto condiciona la realización de la pobreza y permite advertir a través de un conjunto de características concretas, observables, que la situación ex ante de un agente adverso al riesgo puede ser desfavorable frente a los desafíos futuros de la sobrevivencia.

En este capítulo se presentó la estrategia de estimación del riesgo de pobreza por la metodología seleccionada, sin olvidar hacer algunas aclaraciones de tipo conceptual y metodológico para el tratamiento de la información y la estimación de resultados. Por ejemplo, el tratamiento de la heterocedasticidad y la especificación de la forma funcional del ingreso.

Así mismo, se revisaron de manera breve los resultados obtenidos en algunos estudios similares sobre vulnerabilidad en Latinoamérica.

CAPITULO II. ASPECTOS ECONOMETRICOS EN LOS MODELOS DE REGRESIÓN CON INFORMACIÓN DE CORTE TRANSVERSAL

Los datos de corte transversal consisten en una muestra compuesta de las observaciones de las variables de estudio para diferentes unidades de referencia (individuos, hogares o empresas) en un periodo determinado. Esto quiere decir, que no se tiene en cuenta la dimensión temporal.

Los datos que se producen en la dimensión espacial tienden a mostrar una mayor heterogeneidad que en los casos donde se usa información de series temporales. Estos últimos, muestran con frecuencia una estructura regular en el tiempo mientras que los datos de corte transversal provienen de unidades de observación diferentes y en las cuales pueden actuar mecanismos diversos produciendo un conjunto de datos muy heterogéneo.

Es así como a pesar de su gran utilidad para modelar y entender muchos fenómenos económicos, la modelación econométrica con cortes transversales suele enfrentar algunos problemas como: la heterocedasticidad, la multicolinealidad, la no linealidad en la expresión matemática del modelo, los errores en la especificación, la autocorrelación, la endogeneidad, la inestabilidad de los parámetros y la presencia de regresores estocásticos⁴ (Perez, 2006). Aun así, existen varias metodologías para resolver la violación de estos supuestos del modelo de regresión clásico y que hacen posible la estimación de los parámetros de manera precisa.

En este capítulo se resumen algunos aspectos fundamentales para la modelación con cortes transversales y que son base para la estrategia de estimación del riesgo de pobreza que se realiza más adelante. Inicialmente se aborda la violación de los supuestos de homocedasticidad y no autocorrelación de las perturbaciones, es decir, cuando los errores no son esféricos. En la segunda parte, se explican brevemente las metodologías de estimación para la corrección de estos problemas basados en los Mínimos Cuadrados Generalizados MCG. Luego, se presentan algunas metodologías de elección del mejor conjunto de variables regresoras que se utilizan en software estadístico como SPSS. Para finalizar se plantean algunas conclusiones.

1. ALGUNAS DIFICULTADES DE LOS MODELOS CON DATOS DE CORTE TRANSVERSAL

⁴ Cabe aclarar que estos problemas no son exclusivos de los modelos de corte transversal, varios de ellos también pueden presentarse al trabajar con series de tiempo.

1.1 Heterocedasticidad

Es uno de los problemas más comunes cuando se trabaja con datos de corte transversal y consiste, en términos muy sencillos, en que la varianza de los errores no es constante. En términos formales, en presencia de heterocedasticidad:

$$E(u_i^2) = \sigma_i^2$$

En términos matriciales

$$E(u u' | X) = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \neq \sigma_i^2 I_n = \sigma^2 \Omega$$

La homocedasticidad es uno de los supuestos del modelo clásico de regresión lineal, por tanto, para que los $\hat{\beta}_i$ sean los mejores estimadores lineales e insesgados (MELI) debe cumplirse con este supuesto. Sin embargo, para demostrar el insesgamiento del estimador no es necesario que los errores sean homocedásticos.⁵ Con la consistencia sucede algo similar, a pesar de la presencia de heterocedasticidad se puede comprobar que los $\hat{\beta}_i$ son consistentes: en cuanto aumenta el tamaño de la muestra, el valor del parámetro converge a su valor verdadero. Así que el estimador continua siendo lineal, insesgado y consistente. No obstante, cuando se viola el supuesto de homocedasticidad del modelo clásico lineal, el estimador deja de ser eficiente por cuanto no se garantiza que sea de varianza mínima.

Si se estima MCO ignorando la presencia de heterocedasticidad se produce un sesgo en el

estimador de la Var $\mathbb{K}(\hat{\beta}_i)$, el cual se origina debido a que $\hat{\sigma}^2$, el estimador de $\sigma^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{(n-k)}$ deja de ser insesgado. Es decir, se sobre estima o subestima el verdadero valor del error estándar. Como consecuencia, los resultados de los intervalos de confianza y de las pruebas t y F son erróneos, lo cual afecta las inferencias que se hagan sobre el modelo (Gujarati, 2004).

1.2 Autocorrelación

⁵ Para ver la demostración puede consultarse Gujarati (2004) apéndice 11. A.3.

En modelos de cortes transversales como el que se usará en esta investigación, la relación entre las perturbaciones aleatorias correspondientes a distintos individuos es menos probable que cuando se trata con modelos de series de tiempo. Sin embargo, cabe mencionar que existe un tipo de autocorrelación llamada espacial que puede detectarse y consiste en una correlación entre perturbaciones de elementos cercanos en el espacio, y no en el tiempo.

De acuerdo con Gujarati (2004a, citando a Kendall y Buckland, 1971 p.8) la autocorrelación puede definirse como la “correlación entre miembros de series de observaciones ordenadas en el tiempo o en el espacio”⁶ (p. 442).

Específicamente para el modelo de regresión lineal, la autocorrelación implica la existencia de correlación entre perturbaciones aleatorias correspondientes a periodos u observaciones diferentes (Mahía, 2010). En términos formales, en presencia de autocorrelación:

$$Cov(u_i, u_j) = \sigma_{i,j} \neq 0 \quad \forall i \neq j$$

En el modelo clásico de regresión lineal se supone que no hay esta relación entre los errores, es decir que esta covarianza entre perturbaciones de diferentes observaciones es nula. En términos matriciales:

$$E(u u' | X) = \sigma^2 \Omega = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma^2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma^2 \end{bmatrix} = \sigma^2 I_n$$

Por el contrario, cuando hay autocorrelación la matriz de varianzas y covarianzas de los errores contiene elementos no nulos por fuera de la diagonal principal:

$$E(u u' | X) = \sigma^2 \Omega = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{n-1} \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{n-2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{n-1} & \rho_{n-2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Existen varias posibles explicaciones sobre por qué el término de error en un modelo de regresión puede tener autocorrelación. Algunas de las causas son: la existencia de algún sesgo de

⁶ “correlation between members of series of observations ordered in time [as in time series data] or space [as in cross-sectional data]” (Traducción propia)

especificación por variables excluidas o forma funcional incorrecta, series caracterizadas por la inercia, la lentitud o la no estacionariedad.⁷

Cuando se viola el supuesto de autocorrelación de los términos de error en el modelo clásico de regresión lineal, los efectos sobre los estimadores son similares al caso donde se presenta varianza no constante. Debido a que la autocorrelación de la perturbación no tiene relevancia en la determinación de la insesgadez y la consistencia, el estimador MCO continua siendo lineal, insesgado y consistente.

No obstante, la autocorrelación afecta la estimación de la varianza creando un sesgo debido a que la varianza de los estimadores MCO con autocorrelación es un estimador sesgado de la verdadera varianza de los parámetros. El tamaño y signo de este sesgo depende del tamaño y signo de la autocorrelación y de la autocorrelación en los propios regresores, aunque en la mayoría de los casos el sesgo es negativo por lo que termina subestimándose el valor de la varianza (Mahía, 2010).

Como consecuencia de este sesgo en la estimación de la varianza, las pruebas de hipótesis a partir de los contrastes con las pruebas t y F no son confiables, afectando las conclusiones sobre significancia individual o global de las variables del modelo. En la misma línea y como sucede cuando hay heterocedasticidad, el estimador de MCO con autocorrelación pierde la propiedad de eficiencia, es decir, no es el estimador más preciso para el modelo estimado.

Para concluir, “en presencia de autocorrelación y de heterocedasticidad, los estimadores MCO corrientes, a pesar de ser insesgados, dejan de tener mínima varianza entre todos los estimadores lineales insesgados. En resumen, dejan de ser MELI.” (Gujarati, 2004b, p. 426).

2. MODELOS DE REGRESION EN PRESENCIA DE ERRORES NO ESFERICOS

La presencia de errores no esféricos significa que se están violando los supuestos de homocedasticidad o de no autocorrelación. Los mínimos cuadrados generalizados MCG permiten corregir estos problemas y encontrar el mejor estimador para el modelo. Su objetivo consiste en calcular un estimador de los parámetros más preciso y sin el sesgo que se origina cuando se

⁷ Para revisar en detalle las causas de la autocorrelación en los modelos de regresión, véase Gujarati (2004b) p. 427 – 433.

presenta problemas de heterocedasticidad y autocorrelación. Para esto, si se conocen los patrones de evolución de las perturbaciones, podemos utilizar estos patrones para dar más o menos importancia a las observaciones asociadas a residuos más separados de la línea de regresión en lugar de ponderar todas las observaciones por igual (Mahía, 2010).

2.1 Estimación por mínimos cuadrados generalizados (MCG)

La presentación de este procedimiento se basa en (Fernández, 2000).

Para comenzar, considere el siguiente modelo de regresión tal que

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + u_t \quad (1)$$

$$E(u|X) = 0 \quad E(uu'|X) = \Sigma = \sigma^2 \Omega \quad (2)$$

Donde Σ es la matriz de varianzas y covarianzas de las perturbaciones y Ω es una matriz simétrica y definida positiva. Por tanto, todos los valores propios de esta matriz son positivos y además se puede realizar la siguiente descomposición espectral:

$$\Omega = C \Lambda c'$$

Donde las columnas de C son los vectores propios de Ω , y los valores propios de Ω están ordenados en la matriz diagonal Λ . Por tanto y siguiendo Fernández (2000), $\Lambda^{\frac{1}{2}}$ existe y viene dada por:

$$\Lambda^{\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{\lambda_2} & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \sqrt{\lambda_n} \end{bmatrix}$$

Definiendo la matriz

$$P' = C \Lambda^{\frac{1}{2}}$$

Para esta transformación es fundamental el teorema de Aitken. De acuerdo con este al suponer que la matriz Ω es definida positiva entonces existe una matriz regular, P, tal que:

$$\Omega^{-1} = P P'$$

Luego, se transforma el modelo de regresión inicial con perturbaciones no esféricas (1) multiplicándolo por la matriz no estocástica P tal que:

$$P Y = P X \beta + P u$$

$$Y^* = X^* \beta + \varepsilon^*$$

Siendo $Y^* = P Y$, $X^* = P X$ y $u^* = P u$

Ahora, el modelo transformado es un modelo lineal múltiple con perturbaciones esféricas. Cabe anotar que esta transformación no afecta las cantidades constantes del modelo que se desea estimar. Para verificar que los errores del nuevo modelo satisfacen los supuestos del modelo lineal clásico, note que:

$$E(u^* u^{*'} | X) = P E(uu' | X) P'$$

$$= \sigma^2 P \Omega P'$$

$$= \sigma^2 \Lambda^{-\frac{1}{2}} C' C \Lambda C' C \Lambda^{-\frac{1}{2}}$$

$$= \sigma^2 I_n$$

Dado que la matriz Ω es simétrica, $C' C = I$ (Fernández, 2000).

Entonces al aplicar mínimos cuadrados ordinarios al modelo transformado los estimadores obtenidos son lineales, insesgados y de mínima varianza y se definen de la siguiente manera:

$$\hat{\beta}_{MCG} = (X^{*'} X^*)^{-1} X^{*'} Y^*$$

$$\hat{\beta}_{MCG} = (X' P' P X)^{-1} X' P' P Y = (X' \Omega^{-1} X)^{-1} X' \Omega^{-1} Y$$

Esta estimación se conoce con el nombre de estimador por Mínimos Cuadrados Generalizados (MCG).

Al cotejar las propiedades de las perturbaciones aleatorias para el modelo transformado de acuerdo con (2) y teniendo que cuenta que P es una matriz de constantes conocidas, se obtiene que:

$$E(u^*|X^*) = \mathbf{0}$$

$$E(Pu|PX) = \mathbf{0}$$

Por tanto,

$$E(\hat{\beta}_{MCG}|X^*) = \beta$$

En cuanto a la varianza, por el teorema Gauss-Markov, ésta es mínima dentro de la clase de estimadores insesgados y lineales en Y^* :

$$Var(\hat{\beta}_{MCG}|X^*) = \sigma^2(X^{*\prime}X^*)^{-1} = \sigma^2(X'\Omega^{-1}X)^{-1}$$

Suponiendo que $u|X \sim N(0, \sigma^2\Omega)$, entonces $\hat{\beta}_{MCG}$ será el mejor estimador insesgado, porque coincidirá con el estimador de máxima verosimilitud de β .

2.2 Estimación por (MCG) cuando las varianzas son conocidas: Mínimos cuadrados ponderados

La presentación de este procedimiento se basa en Gujarati (2004b) y Fernández (2000).

Suponiendo el caso general en que $Var(u_i) = \sigma_i^2 = \sigma^2\omega_i$. Por su parte, Ω es una matriz diagonal, cuyo i-ésimo elemento es ω_i . En términos matriciales:

$$E(uu'|X) = \sigma^2\Omega = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \sigma_2^2 & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \equiv \sigma^2 \begin{bmatrix} \omega_1 & 0 & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \omega_2 & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \dots & \omega_n \end{bmatrix}$$

La matriz Ω^{-1} y P están definidas como:

$$\Omega^{-1} = \begin{bmatrix} 1/\omega_1 & 0 & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 1/\omega_2 & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \dots & 1/\omega_n \end{bmatrix}$$

$$P = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{\omega_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/\sqrt{\omega_2} & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 1/\sqrt{\omega_n} \end{bmatrix}$$

Por consiguiente,

$$Y^* = P Y = \begin{bmatrix} Y_1/\sqrt{\omega_1} \\ Y_2/\sqrt{\omega_2} \\ \dots \\ Y_n/\sqrt{\omega_n} \end{bmatrix} \quad X^* = P X = \begin{bmatrix} X'_1/\sqrt{\omega_1} \\ X'_2/\sqrt{\omega_2} \\ \dots \\ X'_n/\sqrt{\omega_n} \end{bmatrix}$$

Donde $X = \begin{bmatrix} X'_1 \\ X'_2 \\ \dots \\ X'_n \end{bmatrix}$, $x'_i = (1 \ x_{i2} \ \dots \ x_{ik})$

Como se analizó anteriormente, el estimador de MCG en el caso en el que la varianza conocida se obtiene a partir de:

$$\hat{\beta}_{MCG} = (X^{*\prime} X^*)^{-1} X^{*\prime} Y^* = (X' \Omega^{-1} X)^{-1} X' \Omega^{-1} Y$$

Como señala Gujarati (2004), en esta técnica se minimiza una suma ponderada de residuos al cuadrado donde los ponderadores son $1/\sqrt{\omega_1}$, por esta razón estos estimadores también se denominan estimadores de mínimos cuadrados ponderados (MCP), y se diferencian de los MCO donde se minimizan la suma de residuos al cuadrado sin ponderar. En MCP el peso asignado a cada observación es diferente: las observaciones con varianzas más pequeñas reciben una ponderación mayor y por tanto tienen mayor influencia en los estimadores calculados.

Los MCP son un caso especial de los MCG para obtener estimadores en presencia de heterocedasticidad.

2.3 Estimación por MCG cuando la varianza es desconocida: Mínimos cuadrados generalizados factibles

Este método de estimación se utiliza en los casos con presencia de heterocedasticidad, cuando la matriz de varianzas Ω tiene parámetros desconocidos y se requiere algún método de estimación para obtener sus estimadores. Este método se conoce como Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles. Para este cálculo se reemplaza la matriz desconocida Ω con un estimador consistente (Wooldridge, 2002).

Otra forma equivalente de definir a los estimadores de MCG es:

$$\hat{\beta}_{MCG} = \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} x_i x_i' \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} x_i Y_i \right)$$

Este método consiste en dos pasos, por eso también se conoce como MCG en dos etapas⁸.

- i) De acuerdo con Fernández (2000) se construye un estimador de σ_i^2 en base a los residuos de MCO:

$$\hat{u}_i^2 \approx \sigma_i^2$$

$$\text{Donde } \hat{u}_i = Y_i - x_i' \hat{\beta}_{MCO}$$

- ii) Se obtiene el estimador de mínimos cuadrados generalizados factibles (MCGF), definido como:

$$\hat{\beta}_{MCGF} = \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{\hat{u}_i^2} x_i x_i' \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{\hat{u}_i^2} x_i Y_i \right)$$

2.4 Mínimos cuadrados generalizados factibles en tres etapas

Los mínimos cuadrados en tres etapas son la combinación de una regresión multivariada y los mínimos cuadrados en dos etapas. La función objetivo de los mínimos cuadrados en tres etapas es la suma de los residuos al cuadrado transformados.

⁸ La misma metodología puede revisarse más detalladamente en (Wooldridge, 2002) cap. 7.5

Jorgenson y Laffont (1974) y Amemiya (1977) son los pioneros en explicar la metodología de los estimadores de mínimos cuadrados en tres etapas y además prueban su consistencia y normalidad asintótica. De acuerdo con los autores, el estimador de mínimos cuadrados no lineales en tres etapas (MCNL3S) se define como el valor de θ que minimiza:

$$S(\theta) = (Y - \Psi(\theta))' [\Sigma^{-1} Z(Z'Z)^{-1} Z'] (Y - \Psi(\theta)) \quad (1)$$

Donde

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \bar{\Omega}_\varepsilon I_N & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{\Omega}_U I_T \end{bmatrix}$$

Es un estimador consistente de Σ en tanto $N, T \rightarrow \infty$.

$S(\theta)$ puede escribirse más explícitamente como

$$S(\theta) = S^o(\theta) + \bar{S}(\theta)$$

Con

$$S^o(\theta) = (Y - (I_q X) \beta(p_1(t_1, 0), \theta))' \left[\begin{bmatrix} \bar{\Omega}_\varepsilon & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{\Omega}_U \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} (-1) Z_1 0 & (Z_1 0)' \\ \mathbf{0} & (-1) Z_1 0' \end{bmatrix} \right] (Y - (I_q X) \beta(p_1(t_1, 0), \theta))$$

Donde $S^o(\theta)$ y $\bar{S}(\theta)$ son las funciones objetivo NL3SLS para cortes transversales y modelos de promedio individual. Obviamente $S^o(\theta)$ podría minimizarse para estimar θ^o para valores fijos de los parámetros restantes; igualmente, se podría minimizar $\bar{S}(\theta)$ para estimar $\bar{\theta}$. Si $\theta^o = \bar{\theta} = \theta$, entonces todos los parámetros podrían estimarse a partir de cualquiera de los dos conjuntos de datos. Minimizar (1) restringe los valores estimados a partir de cortes transversales y de series de tiempo para que sean iguales, lo cual es ineficiente.

Observe que la función $S^o(\theta)$ puede ser evaluada usando solo $\bar{\Omega}_\varepsilon$ y las matrices $Z_0' X, Z_0' Z_0$ y $(I_q Z_0)' Y$. Así para estimar θ u otros parámetros más restringidos de $\beta(p_1(t_1, 0), \theta)$, solo se requiere un paso a través de los datos de corte transversal para construir estos momentos. Esta es la principal ventaja computacional de los modelos de agregación.

El procedimiento de estimación consiste en tres pasos: primero, encontrar estimadores consistentes de Ω_ε y Ω_U ; segundo, minimizar (1) para obtener $\hat{\theta}$; tercero, calcular la matriz asintótica de varianza de $\hat{\theta}$.

Lo más usual es que θ sea vacío, lo cual implica un procedimiento más simple. Primero, obtener estimaciones consistentes de $\beta(p_{t_0}, \theta)$ por mínimos cuadrados lineales en dos etapas de cada ecuación usando los datos de cortes transversales. La matriz de covarianzas de los residuos estimada $\tilde{\Omega}_\varepsilon$ brinda un estimador consistente de Ω_ε incluso si θ no es vacío. Usando los estimadores consistentes de $\beta(p_{t_0}, \theta)$, se resuelve para estimaciones consistentes de los elementos de θ^0 , es decir $\hat{\theta}^0$. Manteniendo estos parámetros fijos en $\hat{\theta}^0$, se estiman los valores restantes de θ aplicando mínimos cuadrados no lineales en dos etapas a cada ecuación del modelo o mínimos cuadrados no lineales en tres etapas al sistema completo, usando solamente los datos de series de tiempo. La matriz de covarianzas estimadas de los residuales de MCNL2E, $\tilde{\Omega}_U$ brinda un estimador consistente de Ω_U . Además, este procedimiento produce buenos puntos iniciales para θ para usar en la minimización de (1).

La función objetivo (1) puede minimizarse usando una variedad de métodos computacionales. Una de las opciones es el proceso Gauss-Newton⁹. Este método consiste en un procedimiento iterativo para encontrar $\hat{\theta}$ a partir de un valor inicial.

Amemiya (1977) plantea el mismo problema de minimización para encontrar el valor del parámetro α en la función:

$$\tilde{f}(\alpha)' \left[\tilde{\Omega}^{-1} X (X'X)^{-1} X' \right] \tilde{g}(\alpha)$$

Donde $\tilde{\Omega}$ es una estimación consistente de Ω y X es una matriz de variables exógenas las cuales pueden no coincidir con las variables que aparecen originalmente en los argumentos de f . La matriz de varianzas y covarianzas asintótica está dada por:

⁹Una explicación más detallada sobre la aplicación Gauss-Newton para este estimador puede verse en Jorgenson y Stoker (1982).

$$\text{plim } T^{-1} \frac{d\tilde{f}}{d\alpha} = \left[\begin{array}{ccc} X & X & X \\ \mathbf{0} & X & \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & X \end{array} \right]^{-1} \frac{d\tilde{f}}{d\alpha}$$

Amemiya (1977) define al estimador de mínimos cuadrados no lineales de tres etapas de una manera más general como el valor de α que minimiza $\tilde{f}' A \tilde{f}$ donde A puede tomar cualquiera de las siguientes tres formas:

$$A_1 = \tilde{\Lambda}^{-1/2} S_1 (S_1' S_1)^{-1} S_1' \tilde{\Lambda}^{-1/2}$$

$$A_2 = S_2 (S_2' \tilde{\Lambda} S_2)^{-1} S_2'$$

$$A_3 = \tilde{\Lambda}^{-1} S_3 (S_3' \tilde{\Lambda}^{-1} S_3)^{-1} S_3' \tilde{\Lambda}^{-1}$$

Donde S_1, S_2 y S_3 son matrices de variables no estocásticas ni asíntóticas y $\tilde{\Lambda} = \tilde{\Omega} I$.

La matriz de varianzas y covarianzas asíntóticas está dada por

$$\left[\text{plim } T^{-1} \frac{d\tilde{f}'}{d\alpha} \left| A \frac{d\tilde{f}}{d\alpha} \right| \right]^{-1} \quad (2)$$

Todas las tres formulaciones son equivalentes en el sentido de que A_1, A_2 y A_3 pueden igualarse escogiendo apropiadamente S_1, S_2 y S_3 . Si se toma

$$S_1 = S_2 = S_3 = \begin{bmatrix} X & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & X & & \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & & X \end{bmatrix}$$

Todas las tres son reducidas a los mínimos cuadrados no lineales de tres etapas de Jorgenson y Laffont.

Es evidente de (2) que para todo A_i , con $i = 1, 2, 3$, su limite inferior es igual a

$$\left[\lim_{T \rightarrow \infty} T^{-1} E \left(\frac{\partial \tilde{f}'}{\partial \alpha} \right) \left(\Omega^{-1} \right) E \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial \alpha'} \right) \right]^{-1} \quad (3)$$

El límite inferior se obtiene cuando

$$S_1 = \tilde{\Lambda}^{-1/2} E \frac{\partial \tilde{f}}{\partial \alpha'}$$

$$S_2 = \tilde{\Lambda}^{-1} E \frac{\partial \tilde{f}}{\partial \alpha'}$$

$$S_3 = E \frac{\partial \tilde{f}}{\partial \alpha'}$$

Donde se supone implícitamente que el valor de α que aparece en $E \frac{\partial \tilde{f}}{\partial \alpha'}$ debe ser estimado de manera consistente. Se denominara al estimador resultante de mínimos cuadrados no lineales en 3 etapas donde cualquiera de estas S sea usada como el mejor estimador no lineal de mínimos cuadrados en 3 etapas.

Se puede obtener el límite inferior de (2) usando los mínimos cuadrados de Jorgenson- Laffont (1974), pero eso es posible si y solo si el espacio atravesado por el vector columna de X contiene

$$E \frac{\partial \tilde{f}}{\partial \alpha'_i}$$

la unión de los espacios atravesados por los vectores columna de $E \frac{\partial \tilde{f}}{\partial \alpha'_i}$ para $i = 1, 2, 3, \dots, n$. Esto requiere incluir varias columnas en X , lo cual probablemente aumente la varianza de la muestra finita del estimador aunque no tenga efecto asintóticamente. Esta es la desventaja de Jorgenson- Laffont.

Amemiya (1977) presenta la siguiente demostración sobre la eficiencia del estimador de mínimos cuadrados no lineales en tres etapas.

Lema: Suponga que $u_1, u_2, u_3 \dots u_n$ son normales conjuntamente con media 0 y covarianza $\sigma_{i,j}$ y

$$\mathbf{h}(u_1, u_2, u_3 \dots u_n) \text{ es tal que } E_{\mathbf{h}} \text{ y } E \left(\frac{\partial \mathbf{h}}{\partial u_i} \right) \text{ son finitos. Entonces } E \left(\frac{\partial \mathbf{h}}{\partial u_i} \right) = E \left(\mathbf{h} \sum_{j=1}^n \sigma_{i,j} u_j \right).$$

Usando el lema se tiene la siguiente relación:

$$E \left\{ \left[\frac{\partial g_i}{\partial u_i} - g_i u' \sigma^i \right] \sigma^{j'} u E g_j^i \right\} = -\sigma^{i,j} E g_i E g_j' \quad (4)$$

$$E \left\{ E g_i u' \sigma^i \left[\frac{\partial g_j}{\partial u_j} - g_j u' \sigma^j \right] \right\} = -\sigma^{i,j} E g_i E g_j'$$

Se tiene

$$E \left(E g_i u' \sigma^i \sigma^{j'} u E g_i \right) = \sigma^{i,j} E g_i E g_j'$$

Obviamente se tiene que

$$E \left[(u u' - \Omega) \sigma^i \sigma^{j'} u E g_i \right] = \mathbf{0}$$

Y

$$E \left[E g_i u' \sigma^i \sigma^{j'} (u u' - \Omega) \right] = \mathbf{0} \quad (5)$$

Sea LD la equivalencia de la distribución del límite, se tiene que:

$$T^{-1/2} \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} \xrightarrow{LD} p_{i1} + p_{i2} \quad (6)$$

Donde

$$p_{i1} = T^{-1/2} \Sigma \left[\frac{\partial g_i}{\partial u_i} - g_i u' \sigma^i \right] \quad (7)$$

$$p_{i2} = \text{Lim } T^{-1} \left(\Sigma E \frac{\partial g_i}{\partial u_i'} \right) T^{-1/2} \Sigma (u' u - \Sigma) \sigma^i \quad (8)$$

Por las ecuaciones anteriores (4), (6), (7), (8) y por medio de (5):

$$\begin{aligned} & \text{Lim } E \left(p_{i1} + p_{i2} - \frac{1}{\sqrt{T}} E g_i u' \sigma^i \right) \left(p'_{j1} + p'_{j2} - \frac{1}{\sqrt{T}} \sigma^{j'} u E g_j \right) \\ &= \text{Lim } T^{-1} E \left[\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} \frac{\partial L}{\partial \alpha_j'} \right] - \sigma^{i,j} \text{Lim } T^{-1} \Sigma E g_i E g_j' \end{aligned} \quad (9)$$

El primer término del lado derecho de la ecuación (9) es i,j -ésimo bloque de la inversa de la matriz de varianza-covarianza asintótica del estimador de máxima verosimilitud y el segundo término es del mejor estimador de mínimos cuadrados no lineales y evidente a partir de (3). Pero la matriz cuya i,j -ésimo bloque se da en el lado izquierdo de la ecuación (9) es claramente definida no negativa. Además, dado que la matriz no es nula en general con probabilidad de 1, se concluye que el mejor estimador de mínimos cuadrados no lineales es asintóticamente menos eficiente que el estimador de máxima verosimilitud.

Amemiya (1977) demuestra que aunque el MCNL3E es menos eficiente asintóticamente que el estimador de máxima verosimilitud, es más robusto frente a la falta de normalidad, ya que es compatible siempre que el término de error tiene media cero y algunos momentos finitos de orden superior, mientras que la consistencia del estimador de máxima verosimilitud en el modelo lineal depende crucialmente del supuesto de normalidad.

3. METODOLOGIAS PARA LA SELECCIÓN DE VARIABLES DE REGRESION

Aunque se haya especificado a partir de una justificación económica, que el fenómeno a estudiar representado por una variable Y esta explicado por una serie de variables predictoras, no todos los coeficientes pueden ser relevantes o consistentes en la modelación. Por tanto se han desarrollado procedimientos para incluir o excluir algunas de las variables de manera sistemática siguiendo algún criterio estadístico.

La importancia de los procedimientos para la elección de un subconjunto de variables independientes, es explicada por Acuña (2006). De acuerdo con el autor algunas de las razones que justifican su aplicación son:

- a. Teniendo en cuenta que las variables explicativas no tienen igual importancia en un modelo determinado, lo más eficiente es trabajar con un subconjunto de predictoras que expliquen la mayor parte del fenómeno a estudiar, dejando de lado las que menos importancia en términos estadísticos registren.

- b. Es necesario descartar las variables que estén correlacionadas entre sí, para evitar redundancias y perjudicar los resultados del modelo.
- c. En términos de recursos computacionales y económicos, es más fácil trabajar con un conjunto de variables explicativas reducido.
- d. Criterio de parsimonia: se dice que un modelo es parsimonioso si consigue ajustar bien los datos pero usando la menor cantidad de variables explicativas posibles.

El procedimiento tradicional y el más sencillo consiste en realizar todas las regresiones posibles y se escoge el mejor modelo de acuerdo con el valor de R^2 . No obstante, este procedimiento no es muy práctico cuando el conjunto de variables es muy grande, ya que el número de regresiones que debe realizarse es de $2^k - 1$, donde k es el número de regresores propuestos. Otros criterios tradicionales para la elección del mejor modelo o del conjunto de regresoras que mejor expliquen la dinámica de una variable explicada son:

- El análisis de la varianza estimada del error
- Criterio de Mallows
- Suma de cuadrados de la predicción
- Validación cruzada
- Criterios de información AIC y BIC

Adicionalmente, otros procedimientos pueden usarse para casos en los que la cantidad de variables explicativas es mayor, por ejemplo, los llamados métodos de pasos sucesivos que se explican a continuación.

Los métodos “stepwise” aplican un procedimiento secuencial para incluir o excluir variables de acuerdo con una regla o criterio estadístico establecido, con el objetivo de escoger el mejor subconjunto de predictoras que explique el modelo. Los tres algoritmos más comunes y que se encuentran en software estadísticos como SPSS son: eliminación hacia atrás, selección hacia adelante y selección paso a paso.

La explicación de estos procedimientos obedece a que fueron utilizados para el cálculo de la esperanza del ingreso de las familias como parte de la estrategia de estimación del riesgo de pobreza.

3.1 Procedimiento de eliminación hacia atrás

Este procedimiento parte de la estimación con el conjunto completo de variables explicativas. Luego a partir de los coeficientes de correlación parcial, en cada paso se va eliminando una variable: la variable que tenga la menor correlación parcial con la variable explicada será la primera en ser considerada para su exclusión. “La correlación parcial de Y con la variable Xi se define como la correlación entre los residuales de la regresión de Y con todas las variables predictoras, excepto Xi y los residuales de la regresión de Xi con todas las otras restantes variables predictoras.” (Acuña, 2006, p. 120)

Después de excluir la primera regresora, se pondrá a prueba aquella variable, de las que queden en la ecuación, que presente una correlación parcial más pequeña. El procedimiento que realiza SPSS con el comando “backward” para regresión lineal, termina cuando ya no quedan en la ecuación variables que satisfagan el criterio de exclusión.

El criterio de decisión para la exclusión que explica Acuña (2006) consiste en el valor-p o el valor su significancia. En cada paso del procedimiento la variable que se elimina del modelo es aquella que satisface cualquiera de estos dos requisitos:

- Definiendo F parcial como

$$F_p = \frac{[SSR_k - SSR_{k-1}]}{MSE_k}$$

$$MSE_k = \frac{SSE_k}{n - k - 1}$$

Donde SSR_k y SSR_{k-1} son las sumas de cuadrados debido a la regresión con k y k-1 variables respectivamente; y MSE_k es el cuadrado medio del error del modelo que incluye

k variables. Una vez se calcula el F parcial de cada variable, se elimina la variable con Fp más pequeño.¹⁰

- Se elimina la variable que produce la menor disminución en el R^2 cuando se omite en la modelación (Acuña, 2006).

Aunque una de sus ventajas es que no elimina variables que sean significativas, tiene los inconvenientes de necesitar mucha capacidad de cálculo si el número de regresoras es grande y puede conducir a problemas de multicolinealidad si las variables están relacionadas.

3.2 Procedimiento de selección hacia adelante

Contrario al procedimiento explicado anteriormente, en este caso las variables candidatas a hacer parte del modelo se introducen secuencialmente. Por tanto, se inicia con la regresión lineal univariada tomando en cuenta la variable que tenga mayor correlación (en valor absoluto) con la variable dependiente. Se observan los coeficientes de correlación parcial del resto de variables y se selecciona la variable que tenga el mayor coeficiente. Luego, se van incluyendo sistemáticamente las variables restantes. El procedimiento finaliza cuando el subconjunto de variables escogido no explique de manera eficiente a la variable Y o cuando alguna de las regresoras no sea significativa. Es decir, R^2 comience a decrecer o el valor-p de la variable a incluir es más alto que un valor de significancia establecido.

También puede realizarse a partir del valor de la prueba F, adicionando en cada paso la variable con mayor significancia individual.

Una de las desventajas de este algoritmo es que puede suceder que las variables introducidas en las primeras etapas permanecen en el modelo a pesar de que otras que entran en etapas posteriores aporten la misma o mejor información al modelo. Esto configuraría un problema de especificación.

¹⁰ Una forma equivalente de realizar este contraste es con el estadístico t. Si $t^2 = F$, se elimina la variable que tiene el estadístico t en valor absoluto menor entre todas las variables.

3.3 Procedimiento de selección paso a paso

Este algoritmo combina los procedimientos anteriores. Se parte de una regresión simple y luego va incluyendo una a una las variables. Debe establecerse previamente un criterio de entrada y de salida para la inclusión o exclusión de las variables, usualmente se realiza con base en los valores del contraste F o t. Es necesario que el valor del criterio de entrada sea mayor al de salida, es decir $F_{in} \geq F_{out}$, para evitar que una variable que entra en una etapa salga en la siguiente.

En cada paso se introduce la variable independiente que no se encuentre ya en la ecuación y que tenga la probabilidad para F más pequeña, y al mismo tiempo se va revisando si alguna de las variables ya escogidas puede ser eliminada en caso de que su probabilidad para una prueba F sea muy grande que sobrepase el nivel de significancia escogido. El proceso finaliza en cuanto no haya variables significativas que no hayan sido incluida, o lo que es lo mismo, “cuando ninguna de las variables que no han entrado aún tiene importancia suficiente para entrar el modelo” (Acuña, 2006, p. 121).

Aunque estos algoritmos son útiles cuando hay un conjunto muy grande de variables explicativas y pueden programarse con facilidad en software como SPSS, deben aplicarse con mucho cuidado sin perder de vista el problema de regresión que se está analizando y verificando que el modelo obtenido sigue cumpliendo con las hipótesis requeridas.¹¹

4. CONCLUSIONES

En este capítulo se presentaron las bases econométricas en las que se basa la estrategia de estimación del riesgo de pobreza de un hogar. En resumen, se presentaron las herramientas y conceptos econométricos que fundamentan la metodología de vulnerabilidad como pobreza esperada y que se usaran en la estimación del riesgo de pobreza para Bogotá.

Partiendo del hecho de que la modelación con información de corte transversal puede presentar problemas de varianza no constante y autocorrelación, violando los supuestos del modelo básico de regresión lineal, se explican las herramientas econométricas para resolver estas dificultades y

¹¹Para una síntesis de las principales críticas y desventajas de los métodos “stepwise”, véase Landau y Everitt (2004)

garantizar la obtención de estimadores MELI. Se explican algunas de las causas más comunes para la presencia de heterocedasticidad y autocorrelación de las perturbaciones.

Se mostró que cuando los errores son no esféricos, los estimadores obtenidos con MCO no son los mejores estimadores porque aunque continúan siendo insesgados y consistentes, el estimador de la varianza presenta un sesgo que afecta las pruebas t y F y por tanto la inferencia y los resultados del modelo. Para enfrentar esta dificultad se presentó la estimación de mínimos cuadrados generalizados en dos casos: cuando la matriz de varianzas y covarianzas es conocida y cuando esta es desconocida.

Así mismo, y con base en la explicación de Jorgenson y Laffont (1974) y Amemiya (1977) se presentó el estimador de mínimos cuadrados generalizados no lineales en tres etapas, base de la metodología de vulnerabilidad como pobreza esperada que se presentará más adelante para el cálculo del riesgo de pobreza.

Por otro lado, teniendo en cuenta el amplio conjunto de variables que la literatura propone como explicativas de los niveles de ingreso, se explicaron algunos algoritmos presentes en los software estadísticos para seleccionar el mejor grupo de predictoras posible y que fueron utilizados en la estimación del valor esperado del ingreso de las familias.

CAPITULO III. MAGNITUD DEL RIESGO DE POBREZA PARA LOS HOGARES BOGOTANOS: UNA APROXIMACIÓN CUANTITATIVA

“Así como los expertos financieros apuestan a estimar la rentabilidad y riesgo de un paquete de acciones, es tarea del tomador de decisiones

*en el ámbito público estimar la capacidad
generadora de ingresos de un hogar y
la volatilidad de dichos ingresos.”*

(Rodríguez, Domínguez, Undurraga & Zubizarreta, 2010)

En este capítulo se aplica la metodología propuesta por Chaudhuri et al. (2002) y Chaudhuri (2003) con datos de corte transversal, para estimar la vulnerabilidad de los hogares bogotanos en los años 2007 y 2011. Esta vulnerabilidad es definida como el riesgo ex ante de que un hogar que en la actualidad no es pobre caiga en pobreza en el próximo periodo, o de que un hogar pobre permanezca en pobreza en el futuro.

La información usada corresponde a las bases de micro datos anonimizados de la Encuesta de Calidad de Vida para Bogotá – ECVB¹² para el año 2007 y de la Encuesta Multipropósito para Bogotá – EMB¹³ en 2011. Ambas encuestas permiten analizar las condiciones de vida de los hogares en Bogotá, medidas en diferentes aspectos como características demográficas, mercado laboral, características físicas, ingresos y acceso a servicios. Las bases de datos del DANE contienen información tanto de hogares como de personas, lo que hizo posible estructurar los datos de acuerdo con las necesidades del estudio a través del software SPSS. La muestra utilizada está compuesta por 26.007 y 15.832 familias para los años 2007 y 2011 respectivamente.

En este capítulo se presentaran los resultados más relevantes de la estimación del riesgo de pobreza de los hogares bogotanos para los años 2007 y 2011. Se pretende realizar un diagnóstico sobre los factores del hogar y su entorno que determinan que estén o no en riesgo de pobreza. Adicionalmente, se muestra un panorama de la evolución de la vulnerabilidad en los dos años de

¹²Esta encuesta es realizada por la Secretaría de Planeación Distrital y el DANE. Tiene como objetivo medir las condiciones de vida de los habitantes de Bogotá y de cada una de sus localidades incluyendo Sumapaz, con el fin de analizar los cambios ocurridos en los niveles de bienestar de la población y actualizar la información socioeconómica y geográfica del Distrito (DANE).

¹³La Encuesta Multipropósito para Bogotá - Distrito Capital tiene como objetivo dar continuidad a las encuestas de Calidad de Vida 1991, 1993, 2003 y 2007 y la Encuesta de Capacidad de Pago 2004, en el marco de unificación de sus contenidos temáticos, los cuales analizan en detalle aspectos de cobertura, calidad y gasto de los hogares en servicios públicos domiciliarios, mercado laboral y condiciones de vida. En este sentido, la Secretaría Distrital de Planeación (SDP) propuso integrar la temática de las dos encuestas en una Encuesta Multipropósito, manteniendo los niveles de desagregación por localidad y estrato (DANE).

análisis. Para finalizar se hacen algunas observaciones que dan cuenta de la relación de los resultados del riesgo de pobreza, el comportamiento del ciclo económico y las implicaciones en las políticas pública.

1. VARIABLES UTILIZADAS EN LA ESTIMACIÓN

El primer paso para la estimación del riesgo consistió en la elección del conjunto de variables explicativas. Las variables elegidas para las estimaciones probablemente no son todas las necesarias para evaluar el riesgo de pobreza de una familia, sin embargo, su elección pretende:

- i) reflejar el carácter heterogéneo de la pobreza teniendo en cuenta las limitaciones de información,
- ii) tener en cuenta las diferencias entre grupos sociales de la ciudad
- iii) cumplir el criterio de parsimonia en la estimación¹⁴.

Con base en la literatura sobre el tema y con el objetivo de evaluar el efecto en el riesgo de pobreza de diferentes aspectos familiares, las variables X_h , que representan ciertos atributos y que pueden influir sobre la capacidad de generación de ingresos y su volatilidad en el hogar, se clasificaron en cuatro grupos.¹⁵

1.1. CARACTERÍSTICAS DEL JEFE DE HOGAR

De acuerdo con estudios sobre los ingresos de las familias, las características de la cabeza del hogar influyen significativamente sobre las condiciones de vida del grupo familiar. La literatura

¹⁴El principio de parsimonia establece que un modelo debe conservarse tan simple como sea posible. La idea detrás es explicar mucho con poco.

¹⁵Para la primera etapa de la estimación se utilizó un grupo mayor de variables para encontrar los determinantes del ingreso de los hogares, algunas de las cuales se explican en esta sección. Sin embargo las pruebas econométricas permitieron reducir el grupo de variables significativas que se utilizaron para el cálculo del riesgo de pobreza. Es el caso de la tasa de dependencia económica.

sobre el tema ha demostrado que en general la capacidad generadora de ingresos aumenta con la edad. Por su parte, debido a las diferencias aún existentes en los ingresos y en la tasa de ocupación entre hombres y mujeres, se ha evidenciado una capacidad generadora de ingresos menor en el grupo femenino así como una mayor volatilidad de sus ingresos en especial en la edad fértil. Por tanto, se esperaría que hogares con jefatura femenina enfrenten un mayor riesgo de pobreza.

El estado civil del jefe de hogar también puede tener influencia sobre los ingresos de la familia. Hogares con matrimonio o uniones estables son grupos con al menos dos adultos en el hogar lo que aumenta las posibilidades de ingresos y disminuye la volatilidad de estos. Por el contrario hogares monoparentales enfrentan menor capacidad de generación de ingresos y son más vulnerables a choques externos.

La educación tiene un efecto positivo en la generación de ingresos pues aumenta las posibilidades de ingreso al mercado laboral de manera formal y además incrementa la exposición a redes de socialización que influyen en la mitigación de posibles choques, por tanto también se incluye la variable nivel de educación de la jefatura del hogar para la estimación.

En el mismo sentido, si el jefe de hogar es empleado o realiza algún oficio remunerado tiene la capacidad de generar ingresos para el sustento familiar. Por esta razón se incluye una variable cualitativa que registra la actividad desempeñada en la última semana por quien lidera el hogar.

1.2.ACTIVOS FÍSICOS DEL HOGAR

La posesión de activos físicos representa una posible estrategia para enfrentar choques covariados o idiosincráticos. Por tanto es importante incluir en la medición del riesgo de pobreza la posesión de activos como vivienda y automóvil en este caso, pues ante una caída inesperada de los ingresos familiares, el hogar tendrá la capacidad de movilizar más recursos y así mitigar los efectos del choque. Algunas estimaciones sobre el caso colombiano ya han utilizado variables que miden la posesión de activos financieros, productivos y de otro tipo (Véase Núñez y Espinosa 2005, por ejemplo).

1.3. CARACTERÍSTICAS DEMOGRÁFICAS DEL HOGAR

La estructura interna del grupo familiar también influye en su exposición al riesgo. Hogares con mayor cantidad de miembros pueden tener una mayor capacidad de generación de ingresos, no obstante, si la mayoría de estos son personas inactivas (niños y adultos mayores) es posible que el efecto sea el opuesto. La población inactiva puede generar altos costos al hogar y genera ciertas inflexibilidades que impiden reaccionar cuando se presenta algún choque inesperado. Con esto en mente, se incluyeron en el análisis las variables de número de personas que forman el hogar y la tasa de dependencia económica que busca “medir cuántas personas dependen económicamente de las "potencialmente trabajadoras" o que se encuentran en edad de trabajar.” (DANE, p. 29)¹⁶

En el mismo tema, se calculó con base en los microdatos de los hogares, una tasa de trabajadores activos, es decir, el porcentaje de personas del hogar que trabajan en el momento de la encuesta suponiendo que hogares con una tasa mayor tendrán niveles de ingreso superiores y menor volatilidad de estos.

En la actualidad cobra importancia evaluar el acceso y uso de tecnología dentro del hogar, pues no solo genera valor agregado en el ingreso al mercado laboral formando capital humano sino que permite la creación y propagación de redes sociales facilitando el acceso a la información, a personas e instituciones. Se incluye en la estimación una variable que mide el acceso y uso de tecnología en el hogar.

Siguiendo la literatura sobre el tema, (véase Gallardo 2009, por ejemplo) se evalúa también la tasa de analfabetismo dentro del hogar definida como el porcentaje de personas dentro del hogar que no saben leer ni escribir.

1.4. CONDICIONES FÍSICAS DEL HOGAR

¹⁶De acuerdo con el DANE la tasa de dependencia es la relación entre la población considerada como dependiente (menores de 15 años y mayores de 65) y la que se define como económicamente productiva o "potencialmente activa" (15 a 64 años).

En la estimación se incluye una variable sobre el origen del agua que se consume en el hogar. La gran mayoría de la población en Bogotá tiene acceso al agua potable, las zonas donde el líquido no es provisto por el acueducto de la ciudad, son zonas aisladas o barrios ilegales en las afueras de la ciudad. Por esta razón, poblaciones asentadas en lugares sin agua potable están expuestas a enfermedades, a eventuales desastres naturales y además no cuentan con acceso fácil a los servicios sociales de la ciudad, por tanto presentarían una mayor exposición al riesgo.

2. DETERMINANTES DE LOS INGRESOS FAMILIARES EN BOGOTÁ

De acuerdo con la metodología explicada, el punto de partida consiste en estimar los determinantes del ingreso del hogar (Ecuación No. 5). En el Anexo No. 1, se presentan los principales resultados econométricos de la estimación de la ecuación tipo Mincer para los años 2007 y 2011.

La evidencia encontrada permite afirmar que los atributos del jefe de hogar influyen en el ingreso de la familia: hogares con jefes de hogar de sexo masculino, con niveles educativos altos y que actualmente se encuentran trabajando registran mejores ingresos. Las diferencias son importantes entre los grupos de hogares. Este hecho es coherente con lo encontrado en la literatura sobre el tema (Véase por ejemplo Cruces y Gasparini 2008 y Domínguez, 2007).

El uso de tecnología, la cantidad de miembros que laboran y la cantidad de integrantes en la familia, influyen positivamente en el ingreso. Por el contrario características como altas tasas de analfabetismo tienen un impacto negativo.

Los resultados también muestran una relación negativa entre la falta del servicio de acueducto y alcantarillado y el ingreso registrado por el hogar. En el mismo sentido, los hogares sin vivienda propia tienen ingresos menores.

Una vez encontrados los determinantes del ingreso de los hogares en Bogotá, se estimó el valor esperado del nivel de ingreso futuro y la volatilidad de la senda de ingreso de acuerdo con las ecuaciones (11) y (12) para finalmente calcular el riesgo de pobreza del hogar según (13).

3. ¿QUIENES SON LAS FAMILIAS VULNERABLES EN BOGOTÁ?: DETERMINANTES DEL RIESGO DE POBREZA EN LOS HOGARES

Una vez se han estimado las ecuaciones (11) y (12) se calculó el riesgo de pobreza por hogar para las familias bogotanas de acuerdo con (13). El objetivo de esta sección consiste en analizar cuáles son los factores o atributos que generan un mayor riesgo de pobreza y por tanto una alta vulnerabilidad.

Para el análisis del riesgo de pobreza a partir de los cálculos realizados, se presentan siguiendo a Domínguez (2007) tres medidas de interés (sin pretender que sean las únicas).

- i) *Nivel de riesgo de pobreza promedio*: Es la probabilidad promedio de que un grupo de hogares con cierta característica, este en situación de pobreza.

- ii) *Tasa de vulnerabilidad extrema*: Corresponde al porcentaje de hogares de la población que registra un riesgo de pobreza mayor al 0.5; todos ellos enfrentan una alta exposición al riesgo.

- iii) *Tasa de vulnerabilidad moderada*: Porcentaje de hogares que posee un riesgo de pobreza mayor a la tasa de pobreza.¹⁷

La tabla No. 1y 2 muestran el nivel de riesgo de pobreza promedio de acuerdo con algunas de las características del hogar evaluadas en la estimación.

De acuerdo con los resultados obtenidos, el nivel de riesgo de pobreza en Bogotá presentó un ligero aumento de 2007 a 2011. Mientras en 2007 una familia promedio de la capital enfrentaba una probabilidad de ser pobre del 0.57, en el 2011 fue de 0.58.

¹⁷ Para facilitar la presentación e interpretación de los resultados el uso números en formato de porcentaje será únicamente para las tasas, mientras los niveles de riesgo de pobreza, teniendo en cuenta que representan una probabilidad, se presentaran en números de 0 a 1.

Desagregando por pobreza actual el diagnóstico no es alentador: no solo se observa que el riesgo se redujo en tan solo dos puntos porcentuales para las familias que se sitúan por encima de la línea de pobreza en 2011; sino que el nivel de riesgo es alto para pobres y no pobres en ambos años (cerca o mayores a la vulnerabilidad extrema). Además las familias clasificadas como pobres tienen una mayor probabilidad de continuar siéndolo que en 2007.

Se puede observar que el riesgo de pobreza es mayor para las familias con jefatura femenina, y el riesgo que estos hogares enfrentan es aún mayor comparado con 2007.

Como era de esperarse, a medida que aumenta el nivel educativo del miembro cabeza de hogar, menor es la probabilidad de caer o mantenerse en situación de pobreza. Mientras un hogar con jefe sin educación enfrenta una probabilidad de 91% de ser pobre, la familia encabezada por un miembro con estudios universitarios tiene un riesgo tan solo del 27%. Esta tendencia se mantiene para los dos años de análisis. No obstante, sorprende que este comportamiento se revierte y el riesgo promedio aumenta en el caso de jefes de hogar con estudios de posgrado.

Numerosos estudios han mostrado que los individuos con mejores niveles educativos tienen una mayor capacidad de adaptación a los cambios en las condiciones económicas. Esto explicaría por qué las diferencias en el riesgo promedio a favor de quienes tienen más años de estudio.

Tabla 1. RIESGO DE POBREZA PROMEDIO POR CARACTERÍSTICAS DEL HOGAR – BOGOTÁ

Atributos del hogar	Riesgo de pobreza promedio	
	2007	2011
No pobre $Y_h \geq L_p$	0,51	0,49
Pobre $Y_h < L_p$	0,69	0,84
JH sin nivel educativo	0,95	0,91
JH con preescolar	0,90	0,89
JH con primaria	0,70	0,74
JH con secundaria y media	0,41	0,53
JH técnico	0,21	0,32
JH tecnólogo	0,15	0,24
JH universitario	0,18	0,27
JH con posgrado	0,66	0,85
JH hombre	0,56	0,53
JH mujer	0,55	0,61
JH trabajando	0,46	0,49
JH Buscando trabajo	0,79	0,78
JH Estudiando	0,98	0,92
JH Oficios del hogar	0,69	0,70
JH Incapacitado para trabajar	0,75	0,79
JH en otra actividad	0,74	0,73
Hogar posee vehiculo	0,56	0,27
Hogar no posee vehiculo	0,61	0,63
Vivienda propia y pagada	0,62	0,56
Vivienda propia con deuda	0,53	0,45
Vivienda en arriendo o subarriendo	0,52	0,60
Vivienda en usufructo	0,60	0,66
Vivienda en otra forma de tenencia	0,62	0,63
NIVEL DE RIESGO PROMEDIO	0,57	0,58

Fuente: Cálculos propios. * JH: Jefe de hogar

Tabla 2 RIESGO DE POBREZA PROMEDIO POR CARACTERÍSTICAS DEL HOGAR – BOGOTÁ*

Atributos del hogar	Riesgo de pobreza promedio	
	2007	2011
Uso bajo de internet	0,58	0,87
Uso medio de internet	n.a.	0,44
Uso alto de internet	0,50	0,33
Tasa de analfabetismo baja	0,52	0,56
Tasa de analfabetismo alta	0,66	0,74
Tasa de trabajo baja	0,87	0,85
Tasa de trabajo media	0,45	0,50
Tasa de trabajo alta	0,30	0,34
Cantidad baja de miembros	0,52	0,69
Cantidad media de miembros	0,48	0,54
Cantidad alta de miembros	0,76	0,52

Fuente: Cálculos propios.

*La variable que mide el acceso y uso del internet tiene una definición diferente para cada año respondiendo a la información disponible y a los fines del estudio. Para 2007 la variable media si el hogar tenía acceso a internet mientras para 2011 corresponde al porcentaje de personas en el hogar que hacen uso del servicio de internet. Esta diferencia no afecta el análisis comparativo.

En el mismo sentido, los hogares en los que su miembro principal se encuentra trabajando tienen un riesgo de pobreza menor a familias donde el jefe del hogar está desempleado, estudiando, se dedica a labores del hogar, tiene alguna incapacidad o se dedican a otra actividad. Se destaca la diferencia con las familias en las cuales el jefe de hogar estudia, donde el riesgo supera el 0.9.

Por su parte, en cuanto a la posesión de activos, el hecho de tener carro disminuye el riesgo de pobreza de 0.63 a 0.27 para 2011. Sobre la posesión de vivienda el resultado no es tan evidente: los hogares que tienen vivienda propia y completamente pagada registran un riesgo de pobreza superior a quienes aún la están pagando, pero inferior a quienes viven en arriendo o en otras formas de albergue.

Una hipótesis que explica esta relación negativa entre la cantidad de activos físicos y el riesgo de pobreza, es que una estrategia para afrontar una fluctuación inesperada del ingreso es la venta de bienes y el gasto de los ahorros. Por tanto estas familias tienen mayores herramientas para enfrentarse a cambios inesperados en sus ingresos. Moser (1998) señala que si las posibilidades de

disminuir la vulnerabilidad dependen parcialmente de las dotaciones iniciales de activos también depende de la capacidad de los hogares para convertir esos activos en ingresos y otros satisfactores de necesidades básicas.¹⁸

Se observan también diferencias en los niveles de riesgo promedio si se clasifican los hogares por características demográficas y de acceso al mercado laboral o a tecnologías de la información. En términos generales los hogares que tienen un bajo uso del internet y una tasa baja de miembros trabajando tienen un nivel de riesgo más alto. En el análisis se encontró una relación negativa entre este servicio en los hogares y su nivel de riesgo: un hogar con internet tiene un riesgo de 0,33 a diferencia de los otros hogares que registran un nivel de vulnerabilidad de 0,87.

Sobre la composición del hogar, los hogares con mayor cantidad de miembros registran menor riesgo de pobreza. De acuerdo con Amadasi y Fassio (1997) las relaciones familiares pueden ser vistas como un activo. En tiempos adversos la familia puede actuar como red de seguridad y con ello reducir la vulnerabilidad. En el mismo sentido, una mayor cantidad de miembros puede traducirse en mayores fuentes de ingreso y de diversificación (si estos miembros no son inactivos).

La mayor exposición al riesgo por parte de grupos determinados de la población ha sido explicada en la literatura. Al respecto Amadasi y Fassio (1997) señalan:

Algunos hogares son más susceptibles que otros porque: a) están más expuestos a una economía más interdependiente (unas condiciones económicas de mayor autarquía los haría menos vulnerables, el caso de los campesinos de subsistencia); b) tienen ingresos menos diversificados y la mayor diversificación de fuentes de ingreso puede disminuir el riesgo de caídas en los ingresos; c) tienen empleos menos estables porque son menos valorados para sus empresas, porque se trata de jóvenes con escaso capital humano o porque están en ramas económicas relativamente más expuestas a los cambios coyunturales (construcción, industria, agricultura de exportación); d) los cambios tecnológicos reducen la demanda de trabajadores con menos educación y sin un perfil de orientación técnica. (p.10)

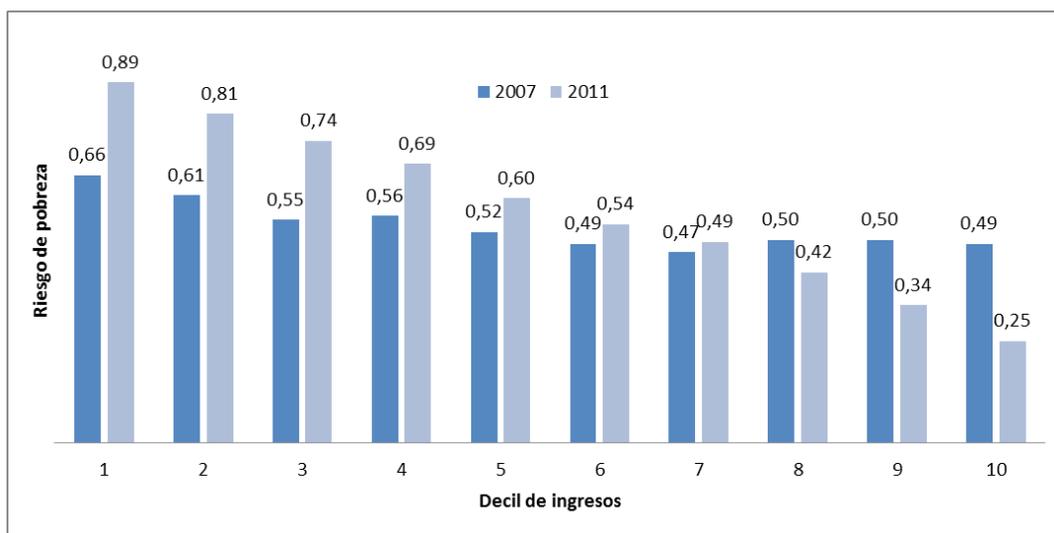
El gráfico No. 1 muestra el riesgo de pobreza promedio por decil de ingresos. Como parece lógico, en términos generales los hogares ubicados en los deciles de ingreso más alto tienen un riesgo

¹⁸Para un análisis más detallado sobre el tema de vulnerabilidad y posesión de activos de las familias, ver Moser (1998).

menor que las familias de los primeros deciles para ambos años. Sin embargo, se observan diferencias en la distribución del riesgo entre ambos periodos: mientras en 2007 el riesgo tenía una menor dispersión entre los deciles, en 2011 se observan diferencias marcadas entre los deciles altos y bajos de ingresos.

Un tema preocupante es la evolución de la vulnerabilidad en las comunidades más frágiles. No solo las familias con jefatura femenina han aumentado su riesgo promedio, sino que también las ubicadas en los primeros deciles de ingreso enfrentan un mayor riesgo de pobreza en 2011 comparado con 2007. Por el contrario, los hogares con ingresos más altos registran un descenso en su nivel de riesgo promedio.

Gráfico 1 RIESGO DE POBREZA POR DECILES DE INGRESOS - BOGOTÁ

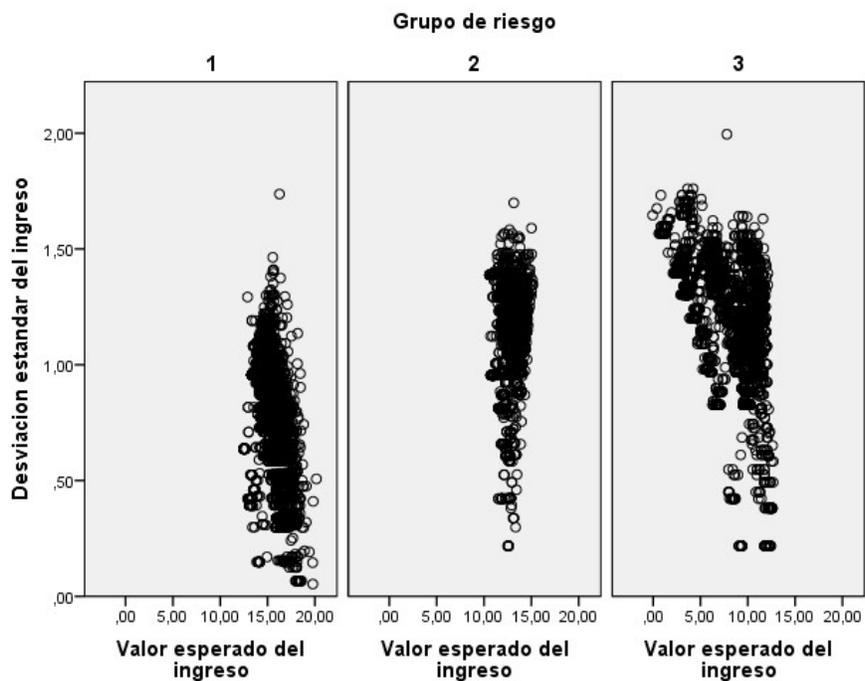


Fuente: Cálculos propios.

El cálculo del riesgo de pobreza depende directamente de las estimaciones del ingreso esperado y de la varianza del ingreso. Para analizar estos componentes y establecer la principal fuente de vulnerabilidad, se segmentó la muestra en tres grupos de acuerdo con su nivel de riesgo. Por ejemplo, el grupo 1 está compuesto por las familias que menor nivel de riesgo registran. Así, se encontró que el grupo 3 que agrupa los niveles de riesgo más alto, corresponde a los hogares que tienen un ingreso esperado menor y una volatilidad mayor de su ingreso que el resto de la muestra. Sin embargo, las diferencias no son amplias entre la volatilidad de los grupos. Por tanto

se puede inferir que las diferencias en el nivel de riesgo obedecen en mayor medida a disparidades en los niveles de ingreso esperado más que a la volatilidad (Ver gráfico 2).

Gráfico 2 VALOR ESPERADO Y DESVIACIÓN ESTANDAR DEL INGRESO DE LAS FAMILIAS



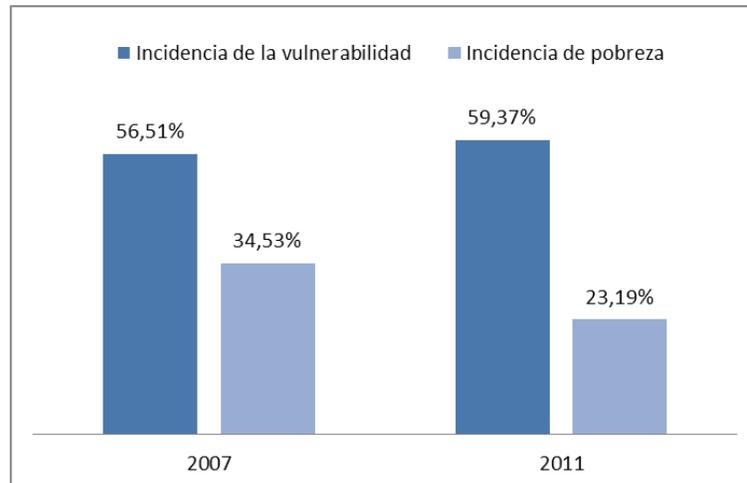
Fuente: Cálculos propios

4. DINAMICA DE LAS TASAS DE VULNERABILIDAD Y POBREZA EN BOGOTÁ

De acuerdo con la literatura sobre el tema y lo discutido anteriormente, un hogar se considera vulnerable cuando la probabilidad de caer o continuar en situación de pobreza es mayor al 50%. Haciendo omisión a algunas críticas sobre este umbral, los resultados muestran que para el 2011 el 59,3% de los hogares bogotanos se encontraban en esa situación, es decir, que tienen una probabilidad mayor al 50% de que sus ingresos disminuyan o se mantengan por debajo de la línea de pobreza establecida.

En comparación, se registra una tasa de pobreza por ingresos en hogares solamente de 23,2%.¹⁹Un resultado favorable a destacar es la disminución en esta tasa entre los años 2007 y 2011. La misma dinámica no se observa en la incidencia de la vulnerabilidad, indicador que no muestra progreso con respecto a 2007.

Gráfico 3 INCIDENCIA DE POBREZA Y VULNERABILIDAD - BOGOTÁ

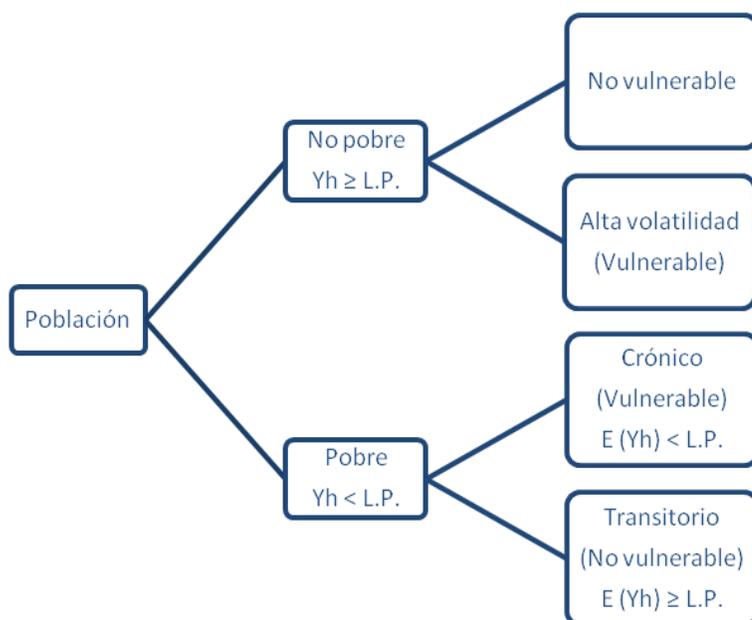


Fuente: Cálculos propios

Siguiendo la clasificación propuesta por Suryahadi y Sumarto (2001) y explicada en el gráfico No.3, se pueden clasificar los hogares bogotanos en seis categorías de acuerdo con su ingreso actual (Yh), el valor esperado de su ingreso E (Yh) y su riesgo de pobreza: pobres, no pobres, pobres crónicos, transitorios, vulnerables y no vulnerables.

¹⁹Para estimar las tasas de pobreza se usa la línea de pobreza del Departamento Nacional de Planeación correspondiente a \$187.079 por persona o su equivalente en dólares de U\$ 103,9 mensuales. Cabe aclarar que para la construcción de la variable ingreso del hogar no se realiza la imputación de ingresos por propiedad o usufructo de vivienda, ni el ajuste por cuentas nacionales que realiza el DANE y el Departamento Nacional de Planeación DNP. Por tanto, los indicadores de pobreza observada por ingresos no necesariamente coinciden con los resultados oficiales.

Gráfico 4 CLASIFICACION Y CRITERIOS DE POBREZA Y VULNERABILIDAD



Fuente: Elaboración propia con base en Suryahadi y Sumarto (2001) y DNP (2007).

*L.P. indica línea de pobreza establecida por DNP.

Los niveles de ingreso actual permiten distinguir quienes son pobres y quienes no lo son de acuerdo con el criterio de línea de pobreza. Del primer grupo se consideran en pobreza crónica quienes tienen un ingreso esperado menor al umbral de pobreza, es decir, los hogares pobres que tienen una probabilidad alta de continuar siéndolo. Por el contrario, las familias pobres pero que esperan ubicarse por encima de la línea de pobreza en el próximo periodo, es decir ingreso esperado mayor al umbral, se consideran pobres transitorios.

La población en condición de vulnerabilidad, es decir con un riesgo de pobreza superior a 0.5 (probabilidad mayor al 50% de ser pobre), se puede clasificar de acuerdo con la causa de su exposición: un bajo ingreso esperado o una mayor volatilidad del ingreso (alta varianza).

Las tablas No. 2 y 3 muestran cómo se segmenta la población bogotana con base en la clasificación presentada. De acuerdo con la estimación realizada, para el año 2007 el 25,9% de la muestra se encontraban en pobreza crónica mientras el 8,5% era pobre transitorio. Se observa una mejora en estos indicadores si se comparan con 2011, pues para esta muestra el 20,4% se ubicaba en pobreza crónica mientras el 2,7% en pobreza transitoria.

De acuerdo con la evidencia obtenida, también se observa que no hay hogares que sean pobres transitorios y con alto riesgo de pobreza, resultado similar al encontrado para el caso colombiano por Núñez y Espinosa (2005). Los pobres transitorios con baja vulnerabilidad son el 8,5% y 2,7% mencionados con anterioridad. Por último, las familias que no son pobres ni tampoco tienen un riesgo alto de pobreza equivalen al 37,9% de la muestra analizada en 2011. En total, el 23,1% de las familias son pobres y el 59,3% son vulnerables en 2011.

Tabla 3 CATEGORIAS DE POBREZA Y VULNERABILIDAD – BOGOTÁ 2007

		Ingreso actual		E (Y) < (Z)	Valor esperado del ingreso
		Yh < Lp	Yh ≥ Lp		
Riesgo de pobreza	RP ≥ 0.5	25,94%	30,57%	E (Y) < (Z)	
	RP < 0.5	0,00%	0,00%	E (Y) ≥ (Z)	

Fuente: Núñez y Espinosa (2005) con base en cálculos propios

Tabla 4 CATEGORIAS DE POBREZA Y VULNERABILIDAD – BOGOTÁ 2011

		Ingreso actual		E (Y) < (Z)	Valor esperado del ingreso
		Yh < Lp	Yh ≥ Lp		
Riesgo de pobreza	RP ≥ 0.5	20,48%	38,90%	E (Y) < (Z)	
	RP < 0.5	0,00%	0,00%	E (Y) ≥ (Z)	

Fuente: Núñez y Espinosa (2005) con base en cálculos propios

5. GASTO PÚBLICO, CRECIMIENTO ECONÓMICO, Y RIESGO DE POBREZA

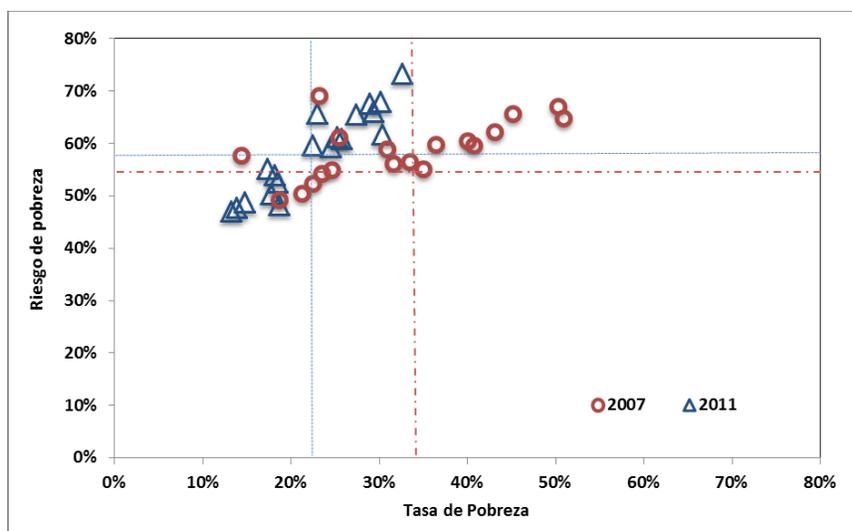
5.1. IMPLICACIONES DE POLÍTICA PÚBLICA

La distinción entre población pobre y población vulnerable tiene implicaciones en la política social e incluso si se piensa más allá, también de política fiscal a través del gasto público.

El gráfico No. 5 presenta un análisis comparativo entre la pobreza observada para cada localidad de la ciudad y su correspondiente riesgo de pobreza en los dos años de estudio. Las líneas punteadas representan la pobreza y vulnerabilidad de la ciudad. De esta manera, una localidad que se ubica en el cuadrante inferior izquierdo tiene una incidencia de la pobreza y de la vulnerabilidad menor a la de la ciudad por completo. Por el contrario, una situación crítica puede describirse en una localidad del cuadrante superior derecho: mayor pobreza y vulnerabilidad que el registrado para la ciudad.

El gráfico confirma que las poblaciones pobres y vulnerables difieren (las localidades no se ubican en la línea de 45 grados), lo cual es lógico teniendo en cuenta la definición que hemos establecido para clasificar a cada segmento. A primera vista, se observa una menor dispersión en los datos de 2011. Se puede inferir que todas las localidades tuvieron una mejoría en sus tasas de pobreza, sin embargo, la tendencia más inclinada de los puntos de 2011 significa mayor incidencia de la vulnerabilidad (Ver gráfico No. 2).

Gráfico 5 POBREZA OBSERVADA Y RIESGO DE POBREZA - BOGOTÁ



Fuente: Núñez y Espinosa (2005) con base en cálculos propios. *La línea punteada corresponde a las tasas de pobreza y vulnerabilidad de 2007 mientras la línea completa corresponde a 2011.

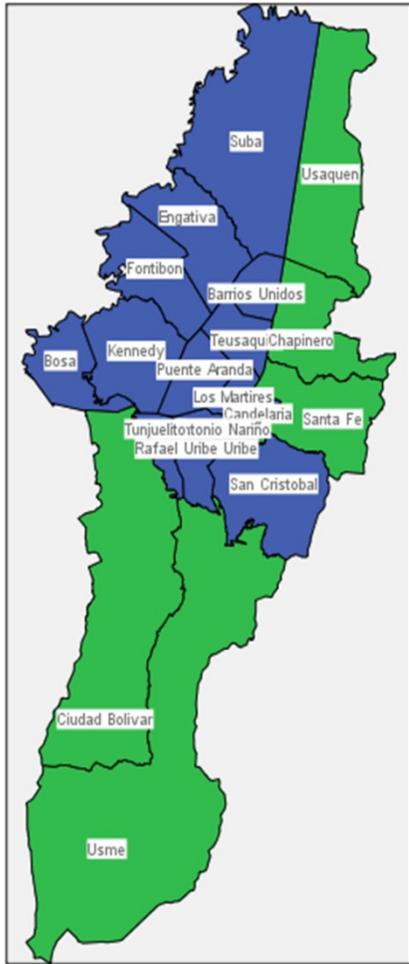
Las observaciones que mayor preocupación despiertan corresponden a la localidad de Usme, Ciudad Bolívar y Santa fe tanto para 2007 como para 2011: a pesar de que se observa una disminución importante en sus tasas de pobreza, la población vulnerable ha aumentado significativamente y las tasas de pobreza continúan siendo las más altas de la ciudad. Este caso puede corresponder a hogares que temporalmente se ubicaron por encima de la línea de pobreza pero aún están en condiciones de fragilidad que afectan sus expectativas de ingreso. La política pública debería concentrarse en el fortalecimiento de las capacidades productivas de estas comunidades que permitan la diversificación de las fuentes de ingreso y disminuya la inestabilidad de su consumo.

Un panorama diferente muestran las localidades de Barrios Unidos, Engativá y Fontibón que se ubican en el cuadrante inferior izquierdo del gráfico No. 5 en los dos periodos del estudio. No solo disminuyeron casi en la mitad su tasa de pobreza sino que lograron mejoras en la vulnerabilidad de sus familias. Es decir, no solo hay menos hogares con ingresos inferiores a la línea de pobreza sino que quienes han logrado salir de ese estado tienen menos probabilidad de volver a estarlo. El anexo No. 2 muestra en detalle las estimaciones por localidad y el mapa No. 1 el comportamiento de este riesgo en los dos años de análisis.

Si los recursos dirigidos a los programas de superación de la pobreza se focalizan geográficamente y de acuerdo con la tasa de pobreza observada, el gasto de inversión debería centrarse en las localidades ubicadas en el cuadrante superior derecho (Usme, Ciudad Bolívar y Santa fe). Sin embargo, si el objetivo consiste en disminuir la vulnerabilidad la focalización del gasto se dirigiría a localidades con mayor porcentaje de personas en riesgo de pobreza. (Gráfico No. 5)

Omitir esta diferencia puede conducir a una focalización deficiente de los recursos. Por ejemplo, si un programa de reducción de vulnerabilidad tiene en cuenta solo a las localidades con mayor tasa de pobreza (y no la vulnerabilidad) las localidades de Bosa y Tunjuelito quedarían por fuera del programa a pesar de que tienen una incidencia de la vulnerabilidad superior al resto de la ciudad.

Mapa No.1 Riesgo de ser pobre por localidad – Bogotá 2007 y 2011



Modo
(R_2007)

- Riesgo Medio
- Riesgo Alto

- a) Estrategias de prevención: El objetivo de estas estrategias es evitar que sucedan aquellos eventos que pongan en riesgo el bienestar, por tanto se aplican antes de que se produzca el riesgo. En términos más formales, se pretende reducir la probabilidad de un riesgo de deterioro aumentando el ingreso esperado y reduciendo la varianza del ingreso. Estas estrategias incluyen programas de capacitación, de reducción de riesgos en salud y mayor inversión en educación, entre otras. Estos mecanismos pueden ser de gran utilidad en la atención de personas que no son pobres pero que están expuestos a riesgo de pobreza alto o moderado. Es decir, para el caso en cuestión, estas estrategias podrían focalizarse en el 38,9% de los hogares de la muestra en 2011.
- b) Estrategias de mitigación: También se aplican antes de que aparezcan los riesgos para una comunidad. Estas estrategias están dirigidas a disminuir los efectos adversos en caso de que se materialice un riesgo con alta probabilidad de ocurrencia. En términos simples, el objetivo es prepararse para enfrentar un riesgo determinado. “Su principal mecanismo es el aseguramiento, que también puede ser útil para atender a la población no pobre con alta vulnerabilidad.” (Núñez y Espinosa 2005, p.24) Otras formas de atención pueden favorecer a hogares por debajo de la línea de pobreza y con baja vulnerabilidad (2,7% para 2011, ver tabla No.3) pueden ser los seguros de desempleo y un sistema de subsidios.
- c) Estrategias de superación: están orientadas a aliviar el impacto de un riesgo ya producido. Este tipo de estrategias estarían focalizadas en la atención de la población en situación de pobreza y de vulnerabilidad alta, es decir, las familias crónicamente pobres. Estas estrategias que requieren una gran cantidad de recursos por su duración y cubrimiento, podrían sugerirse para el 20,4% de la muestra analizada para 2011. Atender a toda la población como si fueran pobres crónicos también puede generar un impacto negativo, a través de costos más altos, sobre las finanzas públicas.

Es decir, si las necesidades son diferentes entre pobres se requieren instrumentos diferentes para aliviar y solucionar la situación (Amadasi y Fassio, 1997).

5.2. CICLO ECONÓMICO Y RIESGO DE POBREZA

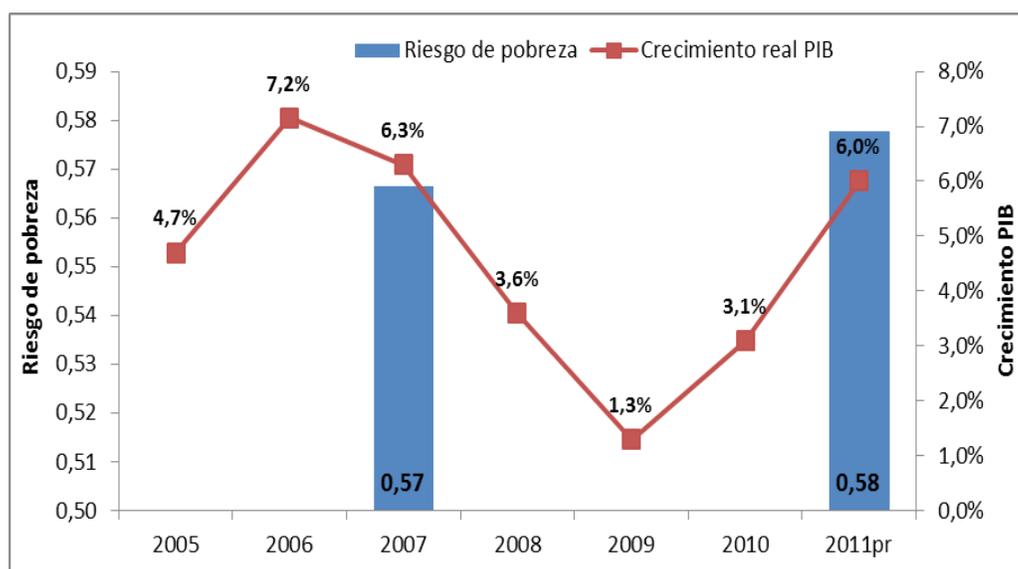
Para identificar las necesidades de los hogares y proponer acciones de política eficientes, también se requiere identificar y distinguir los diferentes tipos de riesgo. Las familias están expuestas a riesgos idiosincráticos o covariados, cada uno de estos requiere una medida de acción diferente. Las fluctuaciones de la actividad económica, específicamente un choque a nivel macroeconómico que puede afectar la calidad de vida de un hogar, es un riesgo covariado.²¹

El gráfico 6 relaciona la dinámica de la actividad económica en Bogotá y el nivel de riesgo promedio estimado. El gráfico muestra una fluctuación del ciclo económico desde 2006 hasta 2011 que podría clasificarse como un periodo de desaceleración económica que coincide con el panorama de crisis mundial 2007-2009 que afectó también a la economía colombiana.

Una vez se relacionan los resultados globales de riesgo de pobreza con el contexto económico de esos años, el diagnóstico no parece tan desfavorable como se presentaba anteriormente. Una forma de verlo es que la desaceleración de la actividad económica no parece haber tenido un efecto significativo en el riesgo de pobreza de los hogares en conjunto en Bogotá. Es decir, aun con la presencia de un ciclo recesivo en la economía, la vulnerabilidad se mantuvo e incluso algunos hogares mostraron disminuciones en su vulnerabilidad.

²¹ Sobre las características del riesgo el enfoque del Banco Mundial plantea las siguientes cuatro: fuente, correlación, frecuencia e intensidad. La clasificación propuesta es: a) Clasificación según la fuente de riesgo: los riesgos pueden ser causados por la actividad humana o por condiciones y fenómenos naturales. b) Clasificación según la correlación: los riesgos pueden catalogarse como: micro si los sucesos son completamente idiosincráticos, es decir que afectan a las personas de manera individual; meso si son covariados afectando hogares y comunidades al mismo tiempo y macro si son covariados o afectan simultáneamente a comunidades enteras. c) Clasificación según la frecuencia: los riesgos pueden ser de baja o alta frecuencia. d) Clasificación según la intensidad: de acuerdo con los efectos sobre el individuo o el hogar, los riesgos pueden clasificarse como catastróficos o no catastróficos (Holzmann y Jorgensen, 2000).

Gráfico 6 COMPORTAMIENTO DE LA ECONOMIA Y RIESGO DE POBREZA - BOGOTA



Fuente: Secretaría Distrital de Hacienda y cálculos propios.

Otra forma de verlo menos optimista, es que quienes mostraron una disminución en su riesgo de pobreza en este periodo de 4 años, son los grupos que son considerados menos vulnerables y por tanto puede ser más fácil superar esa pobreza: por ejemplo, los hogares no pobres, con jefe de hogar de género masculino y que poseen activos (Ver tabla 1). Además como se mencionó antes, los déciles de mayores ingresos redujeron su nivel de riesgo (Gráfico 1). Es posible que estos grupos tengan una respuesta más rápida y favorable a las medidas de superación de la pobreza. Mientras tanto otros hogares que se caracterizan por un riesgo de pobreza alto no muestran una evolución favorable en su vulnerabilidad.

Otra variable que puede tenerse en cuenta en el análisis es la dinámica de los recursos destinados a la inversión pública en la capital, pues esta es la herramienta principal del sector público para combatir la pobreza y la desigualdad existente.

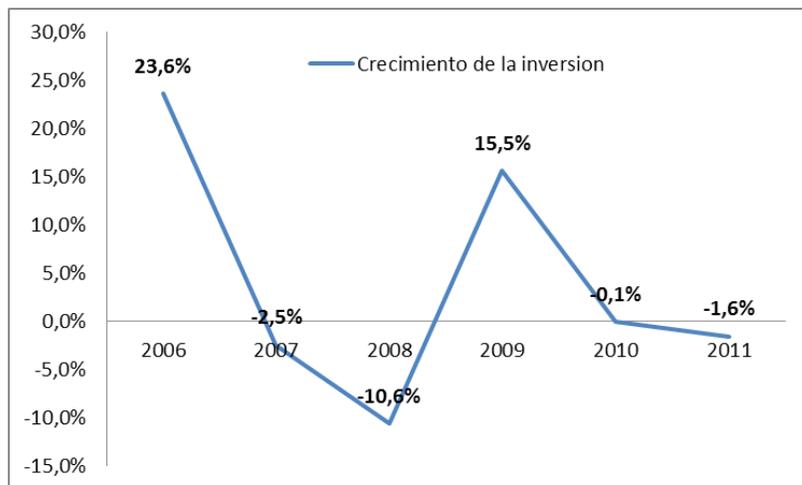
El gráfico 7 muestra que el comportamiento de la inversión realizada por la Administración Central ha sido contra cíclico, es decir, durante los periodos de desaceleración o de recesión económica se presenta un crecimiento de estos recursos. Esto significa que la autoridad fiscal puede ahorrar en momentos de auge y desahorrar en momentos de recesión, y para evitar que comprometa su meta de mediano plazo se usan las reglas fiscales²².

²²“Las reglas fiscales se suelen entender como una restricción legal al gasto o a la acumulación del sector público. (...) Con su adopción, los países buscan dar credibilidad a su política económica, en particular, a la

El gasto público puede reducir la pérdida de empleos, ampliar la cobertura de los servicios sociales y de aseguramiento para mitigar los efectos de un choque. Por tanto, facilitar el manejo contracíclico de la política fiscal implica garantizar el papel estabilizador de la política fiscal sobre la economía para evitar que los efectos recesivos de choques al ciclo económico afecten a sectores desprotegidos o vulnerables (Alonso, 2010).

Sin embargo, el impacto del gasto público dedicado a atacar la pobreza por insuficiencia de ingresos depende más del percentil de ingresos en donde se ubique la línea de pobreza, que de la magnitud o el grado de focalización de la inversión. Es decir, tienen mayor impacto los programas sociales con muchos más usuarios cerca y por debajo del percentil de la línea de pobreza. Así que no solo interesa la magnitud de los recursos invertidos sino la focalización de estos.

Gráfico 7 COMPORTAMIENTO DE LA INVERSIÓN PÚBLICA - BOGOTÁ 2006 – 2011*



Fuente: Secretaría Distrital de Hacienda y cálculos propios.

***Tasa de crecimiento real de los recursos de compromisos de inversión de la Administración Central del Distrito Capital.**

política fiscal, para que ganen reputación y las economías obtengan beneficios permanentes que se reflejan en estabilidad y crecimiento” (Lozano, Rincón, Sarmiento y Ramos 2008, p.314). Sobre las ventajas de las reglas fiscales y el debate entre reglas y discreción la literatura es amplia, algunos artículos sugeridos son Kidland y Prescott(1977) y Kopits (2001).

Para el caso de análisis es posible que el aumento del gasto público a través de los recursos de inversión pueda haber mitigado los efectos adversos del ciclo negativo de la economía. También es factible que los recursos invertidos hayan tenido mayor impacto en grupos más cercanos a la línea de pobreza como los hogares con jefatura masculina, mejores niveles de educación, con acceso al mercado laboral y con posesión de activos. Esto se tradujo en una reducción considerable en las tasas de pobreza por ingresos y un mejoramiento en la exposición al riesgo de algunos grupos de hogares y en el riesgo global de pobreza de la ciudad. Una explicación más detallada sobre cuál fue el impacto del gasto público en diferentes grupos de hogares en la ciudad durante este periodo, requeriría conocer la distribución de la inversión por ejes temáticos en el Distrito y escapa a los fines de esta investigación.

CONCLUSIONES

Este trabajo mostró la conexión entre dos conceptos que inicialmente parecían no tener una estrecha relación: riesgo y pobreza. El primero de estos que es ampliamente conocido en el campo financiero, en la rama social ha comenzado a cobrar importancia a partir de los trabajos del Banco Mundial sobre Gestión Social del Riesgo.

En las finanzas, hay un especial interés por medir la probabilidad de que un agente económico, empresa o individuo, entre en "default". Algunas de las estrategias para intentar predecir esto, han consistido en el uso de herramientas econométricas para encontrar los determinantes de esta probabilidad. Con esto en mente, este trabajo utilizó la misma lógica para analizar los determinantes de lo que podríamos ver como otro tipo de riesgo de default: *el riesgo de ser pobre*.

Durante el desarrollo de esta investigación se ha mostrado la importancia de integrar estos conceptos para el análisis y medición de una problemática social. Integrar la noción del riesgo en

ha permitido rescatar el carácter dinámico del fenómeno de la pobreza y como se demostró, permite estudiar el fenómeno de la pobreza como una realización de la aleatoriedad condicional y de las características observables de los hogares e individuos.

También se han presentado los principales hallazgos en la literatura sobre el tema de riesgo de pobreza y siguiendo el objetivo central de este trabajo, se realizó la aplicación de la metodología de pobreza esperada (VEP) para información registrada en la ciudad de Bogotá. Se pudieron comprobar algunas de las hipótesis que han sido presentadas en la literatura internacional sobre el tema y se realizó un análisis del comportamiento de la vulnerabilidad en la ciudad.

Uno de los principales hallazgos consistió en que el nivel de riesgo promedio en Bogotá fue de 0,58 para 2011 mientras para 2009 fue de 0,57. Es decir, que los hogares de la ciudad tienen una probabilidad más alta de ser pobres que de no serlo en el periodo $t+1$ y que durante esos tres años no hubo un cambio significativo en la dinámica de la pobreza en los hogares bogotanos.

Por otro lado, este trabajo no solo se centró en la estimación de una medida de riesgo de pobreza. Uno de los objetivos también consistió en analizar algunos factores de causalidad del fenómeno con base en la literatura sobre el tema y las bases conceptuales de la metodología aplicada. En este sentido se puede afirmar que el riesgo de pobreza de las familias bogotanas depende parcialmente de los atributos de estas.

De acuerdo con la evidencia encontrada en este ejercicio, hay diferencias importantes en la exposición al riesgo que enfrentan diferentes tipos de hogares. Por ejemplo, los hogares con mayor nivel de riesgo se caracterizan por ser hogares con jefatura femenina, con bajos niveles de educación por parte del jefe de hogar, con miembros desempleados o sin posesión de activos como vivienda o automóvil. Estos resultados son coherentes con las aplicaciones que se han realizado en casos internacionales.

En este trabajo se ha mostrado cómo la aplicación de esta metodología conduce a una clasificación de la pobreza de una manera diferente a la tradicional. La diferenciación aquí propuesta (entre población en pobreza crónica, transitoria y vulnerable) es importante para el diseño de las políticas eficientes contra la pobreza, pues cada uno de estos grupos registra condiciones de bienestar distintas, lo que requiere del uso de instrumentos diferentes para el mejoramiento de sus condiciones de vida. Se demostró con los cálculos realizados cómo la omisión del criterio de vulnerabilidad puede dejar por fuera de los programas de ayuda a hogares que así lo requieren.

El comportamiento de la economía es uno de los factores que puede afectar la calidad de vida y específicamente los ingresos de los hogares, así que eventuales choques económicos son riesgos covariados a los que las familias están expuestas. Con esto en mente, se realizó un breve análisis de la relación entre el ciclo económico en la ciudad y los resultados de riesgo de pobreza. Esto permitió ampliar el análisis inicial sobre la evolución de este indicador de vulnerabilidad, encontrando que la fluctuación negativa en la actividad económica en Bogotá durante el periodo 2006-2011 no se tradujo en un deterioro de los ingresos de sus familias.

Una posible explicación de este resultado puede encontrarse en el comportamiento de la inversión pública en la ciudad. Esto permitió mencionar la importancia del gasto público a través del componente de inversión, como la principal herramienta que tienen las autoridades para mitigar el riesgo de pobreza ante la incertidumbre y la presencia de choques macroeconómicos.

Trabajos posteriores y más robustos requieren el uso de metodologías estadísticas con datos panel. Un diagnóstico más completo sobre el riesgo de pobreza utilizando, por ejemplo, simulaciones de MonteCarlo y bootstrap, podría realizarse en cuanto se cuente con este tipo de información a nivel local. Investigaciones posteriores orientadas en este sentido permitirían calcular la medida de vulnerabilidad a partir de la función de distribuciones esperadas de gastos futuros para cada hogar. Con esto sería posible analizar de manera más precisa la evolución en el tiempo del riesgo de pobreza, evaluar el impacto de la política pública y de las fluctuaciones en el ciclo económico.

BIBLIOGRAFIA

ACUÑA E. (2006). *Análisis de Regresión*. Universidad de Puerto Rico. Departamento de matemáticas. Mayagüez.

ALFIE M. & MENDEZ L. (2000). La sociedad del riesgo: amenaza y promesa. *Sociológica*, año 15, No. 43, 173 – 201. Mayo – Agosto.

ALONSO G. (2010). La Regla Fiscal para Colombia – Comité técnico interinstitucional. *Debates de Coyuntura Económica y Social*. Fedesarrollo, No. 81, 13 – 19. Julio.

AMADASI E. & FASSIO A. (1997). Resolviendo problemas conceptuales y de investigación para la formulación de políticas públicas: el caso de la vulnerabilidad en la tercera edad. *Revista Argentina de Gerontología y Geriatria*, No. 3 y 4.

- AMEMIYA T. (1977). The maximum likelihood and the nonlinear three-stage least squares estimator in the general nonlinear simultaneous equation model. *Econometrica*, Volumen 45. No. 4. Mayo.
- AMIN S., ASHOS R. & GEORGIA T. (2001). *Does microcredit reach the poor and vulnerable? Evidence from northern Bangladesh* (Working paper No. 28). Cambridge: Center for International Development at Harvard University. Diciembre.
- ARTIGAS C. (2005). Una mirada a la protección social desde los derechos humanos y otros contextos internacionales. *Serie de políticas sociales- CEPAL*, No.110. Agosto.
- BECK U. (1993). *Teoría de la sociedad del riesgo*. En BERIAIN J. (Comp.) (1996). *Las consecuencias perversas de la modernidad: modernidad, contingencia y riesgo* (pp. 201 – 220). Barcelona: Anthropos.
- BONOMO L. (2010). Defining Poverty Assessment for Microfinance Institutions: A Framework to Discuss. *Perspective on Global Development and Technology –The Microfinance Institutions*, Vol. 9, 392-414.
- CHAUDHURI S., JALAN J. & SURYAHADI A. (2002). *Assessing household vulnerability to poverty from cross-sectional data: a methodology and estimates from Indonesia*. Discussion Paper, Columbia University No. 0102-52. Abril.
- CHAUDHURI S. (2003). *Assessing vulnerability to poverty: concepts, empirical methods and illustrative examples*. Columbia University. Junio.
- CRUCES G. & GASPARINI L. (2008). *Programas Sociales en Argentina: Alternativas para la Ampliación de la Cobertura*. Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales. Universidad de La Plata. Noviembre.
- DEPARTAMENTO ADMINISTRATIVO NACIONAL DE ESTADÍSTICAS - DANE. (2007). Cartilla de Conceptos Básicos e Indicadores Demográficos. *Talleres Regionales Dirigidos A Los Grupos Étnicos: La información estadística del Censo General 2005 y su pertinencia en la planeación del desarrollo local y regional*. Centro Andino de Altos Estudios CANDANE. Febrero.
- DEPARTAMENTO NACIONAL DE PLANEACIÓN - DNP. (2007). Evaluación de la Vulnerabilidad. Una Aproximación A La Vulnerabilidad. *Sistema de Indicadores Sociodemográficos para Colombia SISD 34*. Dirección de Desarrollo Social. Diciembre.
- DERCON S. & KRISHNAN P. (2000). Vulnerability, seasonality and poverty in Ethiopia. *Journal of Development Studies*, Volumen 36 (6), 25-53.
- DOMINGUEZ P. (2007). *Vulnerabilidad a la Pobreza en Santiago de Chile*. (Tesis de Maestría). Pontificia Universidad Católica de Chile.
- FERNANDEZ V. (2000). *Apuntes de Teoría Econométrica. Mínimos Cuadrados Generalizados*. Consultado en: <http://www.oocities.org/vivipauf/gls.PDF>.
- GALLARDO M. (2009). *Estimación de Corte Transversal de la Vulnerabilidad y la Pobreza Potencial de los Hogares en Nicaragua*. (Documento de trabajo, 86). Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales CEDLAS. Universidad de La Plata. Julio.
- GLEWWE P. & HALL G. (1998). Are some groups more vulnerable to macroeconomic shocks than others? Hypothesis tests based on panel data from Peru. *Journal of Development Economics* Vol. 56, 181–206.

GOLOVANEVSKY L. (2007). *Vulnerabilidad Y Transmisión Intergeneracional De La Pobreza. Un Abordaje Cuantitativo Para Argentina En El Siglo XXI*. (Tesis doctoral). Facultad de Ciencias Económicas. Universidad de Buenos Aires.

GUJARATI D. (2004a). *Basic Econometrics*. Fourth edition. McGraw-Hill. Capítulos 11 y 12.

GUJARATI D. (2004b). *Econometría*. Cuarta Edición. McGraw-Hill. Capítulos 11 y 12.

HEITZMANN K., CANAGARAJAH S. & SIEGEL. (2002). Criterios para evaluar las fuentes de riesgo y de la vulnerabilidad. *Serie de Documentos de Discusión sobre la Protección Social No 218*. Banco Mundial. Junio.

HODDINOTT J. & QUISUMBING A. (2003). Methods for Microeconomic Risk and Vulnerability Assessments. *Social Protection Discussion Paper Series No. 324*. World Bank. Diciembre.

HOLZMANN R. & JORGENSEN S. (2000). Manejo social del riesgo: un nuevo marco conceptual para la protección social y más allá. *Serie de Documentos de Discusión sobre la Protección Social No 006*. Banco Mundial. Febrero.

JORGENSON D. & LAFFONT J. (1974). Efficient Estimation of Nonlinear Simultaneous Equations with Additive Disturbances. *Annals of Economic and Social Measurement, Volume 3, Number 4*.

LAMPIS A. (2007). Vulnerabilidad y protección social en Colombia: estudios de caso en Bogotá, Cali y Manizales. En ZORRO Carlos (Comp.), *El desarrollo: perspectivas y dimensiones. Aportes interdisciplinarios*. CIDER. Universidad de los Andes. Bogotá.

LIGON E. & SCHECHTER L. (2004). Evaluating Different Approaches to Estimating Vulnerability. *Social Protection Discussion Paper Series No. 0410*. World Bank. Junio.

MAHIA R. (2010). *Conceptos Básicos Sobre La Autocorrelación En El Modelo Básico De Regresión Lineal*. Departamento de Economía Aplicada. Universidad Autónoma de Madrid.

MOSER C. & MCLLWAIN C. (1997). *Household responses to poverty and vulnerability*. Vol. 3. World Bank.

MOSER, C. (1998). *The Asset Vulnerability Framework: Reassessing Urban Poverty Reduction Strategies*. World Development No. 1, Vol. 26, 1-19.

MOSER C. (2001). Insecurity and Social Protection -- Has the World Bank Got It Right?. *Journal of International Development 13 (3)*, 361-68.

NUÑEZ J. & ESPINOSA S. (2005). *No siempre pobres, no siempre ricos: Vulnerabilidad en Colombia*. Documento CEDE No. 15. Universidad de los Andes. Marzo.

PÉREZ C. (2006). *Problemas resueltos de econometría*. Capítulos 2 y 5. Madrid: Thomson.

PRITCHETT L., SURYAHADI A. & SUMARTO S. (2000). Quantifying vulnerability to poverty - a proposed measure, applied to Indonesia. *Policy Research Working Paper Series No. 2437*. World Bank. Septiembre.

RAVALLION M. (1988). Expected poverty under risk-induced welfare variability. *Economic Journal 98 (393)*, 1171-1182.

REPETTO F. (2010). Protección social en América Latina: la búsqueda de una integralidad con enfoque de derechos. *Revista del CLAD Reforma y Democracia. No. 47*. Caracas. Junio.

RODRIGUEZ C., DOMINGUEZ P., UNDURRAGA E. & ZUBIZARRETA J. (2010). Identificación y caracterización de poblaciones vulnerables: elementos para la introducción del riesgo. *Camino al bicentenario – Propuestas para Chile. Capítulo X.*

SIEGEL P. & ALWANG J. (1999). An Asset-Based Approach to Social Risk Management: A Conceptual Framework. *Serie de Documentos de Discusión sobre la Protección Social No 9926.* Banco Mundial. Octubre.

SURAHADI A. & SUMARTO S. (2001). The Chronic Poor, the Transient Poor, and the Vulnerable in Indonesia Before and After the Crisis. *SMERU Working Paper.* Mayo.

TOKMAN V. (2003). Hacia una visión integrada para enfrentar la inestabilidad y el riesgo. *Financiamiento del desarrollo No.127.* Santiago de Chile: CEPAL. Abril.

WOOLDRIDGE J. (2002). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data.* MIT Press.

ANEXOS

ANEXO No. 1. ESTIMACIÓN DE LA ECUACION DE MINCER PARA BOGOTA – ECV 2007 Y EMB 2011

VARIABLE DEPENDIENTE		Ln Y	
VARIABLES INDEPENDIENTES*		2007	2011
constante	C	9,178	10,595
CARACTERISTICAS DEL JEFE DE HOGAR			
nivel educativo del JH	N	0,147	0,086
genero del JH	G	-0,086	-0,153
actividad del JH	A	0,078	0,084
ACTIVOS FISICOS DEL HOGAR			
posesión de carro	P	0,458	-0,485
posesión de vivienda	P	-0,062	-0,051
CARACTERISTICAS DEMOGRAFICAS DEL			

HOGAR			
	U		
so de tecnología		0,374	0,226
	C		
omposicion del hogar		0,252	0,213
	A		
nalfabetismo		-0,004	-0,003
	T		
rabajadores activos		0,779	0,675
CARACTERISTICAS FISICAS DEL HOGAR			
	O		
rigen del agua**		-0,013	-0,045
R		0,496	0,649
R2		0,246	0,421
R2 Ajustado		0,245	0,414
Prueba F		199,417	282,637
P-Value prueba F		0	0

* Significativas al 95%

** Variable no significativa para el modelo estimado en 2011

ANEXO No. 2 INCIDENCIA DE POBREZA Y VULNERABILIDAD – BOGOTÁ 2007 Y 2011

Localidad	2007		2011	
	Incidencia de pobreza*	Incidencia de vulnerabilidad	Incidencia de pobreza*	Incidencia de vulnerabilidad
Usaquén	25%	61%	25%	59%
Chapinero	23%	69%	27%	66%
Santa Fe	45%	66%	25%	61%
San Cristóbal	41%	60%	29%	66%
Usme	51%	65%	33%	73%
Tunjuelito	36%	60%	22%	60%
Bosa	40%	61%	23%	66%
Kennedy	31%	59%	17%	55%
Fontibón	25%	55%	13%	47%

Engativá	21%	51%	15%	49%
Suba	23%	54%	18%	50%
Barrios Unidos	19%	49%	18%	53%
Teusaquillo	14%	58%	18%	54%
Los Mártires	35%	55%	26%	61%
Antonio Nariño	32%	56%	19%	48%
Puente Aranda	22%	52%	14%	48%
La Candelaria	33%	57%	30%	68%
Rafael Uribe Uribe	43%	62%	30%	62%
Ciudad Bolívar	50%	67%	29%	68%

* Cabe aclarar que para la construcción de la variable ingreso del hogar no se realiza la imputación de ingresos por propiedad o usufructo de vivienda, ni el ajuste por cuentas nacionales que realiza el DANE y el Departamento Nacional de Planeación DNP. Por tanto, los indicadores de pobreza observada por ingresos no necesariamente coinciden con los resultados oficiales.

ANEXO No. 3 PROGRAMACIÓN EN SOFTWARE ESTADISTICO SPSS

* MINIMOS CUADRADOS GENERALIZADOS FACTIBLES TRES ETAPAS - ECVB 2007

* Basado en Chaudhuri (2002)

* PASO 1 ELECCION DEL MODELO DE DETERMINANTES DEL INGRESOS $\ln ch = Xh\beta + eh$

* Ecuacion A.1. Chaudhuri (2002)

* Modelo con todas las variables en pasos sucesivos

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/NOORIGIN

/DEPENDENT LN_ingresos

/METHOD=STEPWISE Vivienda_propia Composicion_hogar Carro Agua Escolaridad_JH Edad_JH Sexo_JH Actividad_JH TecnolXHogar TasaDependencia TAnalfabetismo tasa_trabajo LNDepen LNAalf LNTrabajo JHEmpleado.

* Modelo de determinantes del LNY solo con las variables significativas (9)

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/NOORIGIN

/DEPENDENT LN_ingresos

/METHOD=enter Vivienda_propia Composicion_hogar Carro Agua Escolaridad_JH Sexo_JH Actividad_JH
TecnolXHogar LNTrabajo

/SAVE RESID.

* Se toman los residuos de la regresion anterior

compute emco=RES_1*1.

execute.

COMPUTE emco2=emco*emco.

EXECUTE.

* PASO 2 MODELO DE LOS RESIDUOS AL CUADRADO $emco2 = X \theta + n$

* Ecuacion A.3. Chaudhuri (2002)

* NOTA: No olvidar renombrar la variable RESID (de la regresion anterior) como emco

* Se toman las variables significativas del modelo anterior

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/NOORIGIN

/DEPENDENT emco2

/METHOD=stepwise Vivienda_propia Composicion_hogar Carro Agua Escolaridad_JH Sexo_JH Actividad_JH
TecnolXHogar LNTrabajo.

* Regresion de emco2 solo con variables significativas

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/NOORIGIN

/DEPENDENT emco2

/METHOD enter Composicion_hogar Carro Agua Escolaridad_JH TecnolXHogar LNTrabajo

/SAVE PRED.

* Las predicciones de la ecuacion anterior se utilizan para transformar la ecuacion. Se transforman las variables segun A.4.

compute PRED= PRE_1*1.

execute.

* Se transforman las variables segun A.4.

COMPUTE emco2_PR=emco2 / PRED.

EXECUTE.

*COMPUTE Vivienda_propia2=Vivienda_propia / PRED.

*EXECUTE.

COMPUTE Composicion_hogar2=Composicion_hogar / PRED.

EXECUTE.

COMPUTE Carro2=Carro/ PRED.

EXECUTE.

COMPUTE Agua2=Agua/ PRED.

EXECUTE.

COMPUTE Escolaridad_JH2=Escolaridad_JH/ PRED.

EXECUTE.

*COMPUTE Edad_JH2=Edad_JH/ PRED.

*EXECUTE.

*COMPUTE Sexo_JH2=Sexo_JH/ PRED.

*EXECUTE.

*COMPUTE Actividad_JH2=Actividad_JH/ PRED.

*EXECUTE.

*COMPUTE TAnalfabetismo2=TAnalfabetismo / PRED.

*EXECUTE.

COMPUTE TecnolXHogar2=TecnolXHogar / PRED.

EXECUTE.

COMPUTE LNTrabajo2=LNTrabajo / PRED.

EXECUTE.

* Se corre el modelo transformado segun ecuacion A.4.

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/NOORIGIN

/DEPENDENT emco2_PR

/METHOD=ENTER Composicion_hogar2 Carro2 Agua2 Escolaridad_JH2 TecnolXHogar2 LNTrabajo2.

* los estimadores de esta ecuacion son theta flgs, se llevan a excel para calcular $X_h * \theta$ flgs=var del error

* En excel hoja Varianza.

* Se calcula en excel con los theta de la ecuacion anterior la varianza. Se agrega a las variables y a partir de esta la desv estandar del componente

* idiosincratice del ingreso segun A.5.

COMPUTE DS=SQRT(Varianza).

EXECUTE.

* Con la Desviacion Estandar se transforma la ecuacion A.1. segun A.6. (Se incluyen las 9 variables significativas en la regresion del lny).

COMPUTE LnY3=LN_ingresos / DS.

EXECUTE.

COMPUTE Vivienda_propia3=Vivienda_propia / DS.

EXECUTE.

COMPUTE Composicion_hogar3=Composicion_hogar / DS.

EXECUTE.

COMPUTE Carro3=Carro/ DS.

EXECUTE.

COMPUTE Agua3=Agua/ DS.

EXECUTE.

COMPUTE Escolaridad_JH3=Escolaridad_JH/ DS.

EXECUTE.

COMPUTE Sexo_JH3=Sexo_JH/ DS.

EXECUTE.

*COMPUTE Edad_JH3=Edad_JH/ DS.

*EXECUTE.

COMPUTE Actividad_JH3=Actividad_JH/ DS.

EXECUTE.

*COMPUTE TAnalfabetismo3=TAnalfabetismo/ DS.

* EXECUTE.

COMPUTE TecnolXHogar3=TecnolXHogar / DS.

EXECUTE.

COMPUTE LNTrabajo3= LNTrabajo / DS.

EXECUTE.

* Una vez se han transformado las variables se estima el modelo inicial A.1. segun A.6. por MCO

* Con la sgte regresion se obtiene los betas flgs

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/NOORIGIN

/DEPENDENT LnY3

/METHOD=stepwise Vivienda_propia3 Composicion_hogar3 Carro3 Agua3 Escolaridad_JH3 Sexo_JH3
Actividad_JH3 TecnolXHogar3 LNTrabajo3.

* Solo las variables significativas, se elimina vivienda_propia

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/NOORIGIN

/DEPENDENT LnY3

/METHOD=enter Composicion_hogar3 Carro3 Agua3 Escolaridad_JH3 Sexo_JH3 Actividad_JH3
TecnolXHogar3 LNTrabajo3

/SAVE PRED .

* Los betas anteriores se llevan a excel, hoja esperanza y se calcula el valor esperado de acuerdo con A.7.

* Se crea la variable Esperanza

* Se calcula la linea de pobreza por familia, teniendo en cuenta que por persona es de \$187.079 (segun DNP)

COMPUTE Z=187079*Composicion_hogar.

EXECUTE.

COMPUTE LN_z=LN(Z).

EXECUTE.

* Se calcula el riesgo de pobreza segun A.9.

COMPUTE Riesgo=CDF.NORMAL(LN_z,Esperanza,DS).

EXECUTE.