

El Impacto del Régimen Subsidiado de Salud para los Pobres en Colombia: Evaluación del Caso de Medellín a Través de Modelos de *Switching* Endógeno y *Propensity Score Matching* para el Uso de Servicios Médicos

Andrés Ramírez Hassan
Ramiro Cadavid Montoya
Jhonatan Cardona Jiménez

Universidad EAFIT
Medellín

19 de noviembre de 2010

Contenido

- 1 Introducción
 - Evidencia Empírica
 - Propensity Score Matching
 - Objetivo
 - Metodología
- 2 Sistemas de salud en Colombia
 - Objetivos
 - Problemas
- 3 Metodología
 - Modelos de conteo con switching endógeno
 - Modelos binarios bivariados
 - Propensity score matching
- 4 Resultados Econométricos
 - Modelos de conteo
 - Modelos binarios
 - Propensity score matching
- 5 Conclusiones

Introducción

La demanda por servicios de salud está condicionada por la tenencia de seguro de salud por parte del usuario. Sin embargo, su decisión de asegurarse depende del consumo futuro de servicios de salud esperado (Cameron et al., 1988).

Evidencia Empírica

Recientemente, se ha hecho un gran esfuerzo con el fin de proveer seguro de salud básico para los pobres en los países en desarrollo.

Sin embargo, las ganancias potenciales debido a efectos distributivos se pueden reducir debido a pérdidas de eficiencia causadas por distorsiones en el comportamiento de los usuarios.

Evaluaciones de los programas subsidiados de seguro de salud en países en desarrollo se han basado generalmente en *propensity score matching* (Saadah et al., 2001; Trujillo et al., 2005; Urdinola and Jain, 2006; Wagstaff, 2007; Wagstaff et al., 2007; Pita et al., 2008).

Propensity Score Matching

Sin embargo, los estimadores de emparejamiento (*matching*) de los efectos de tratamiento son útiles cuando el proceso de selección en el tratamiento está basado solo en variables observables, esto es, el supuesto clave es que las variables no observables no influyen en la asignación ni los resultados del tratamiento. Esto es conocido como supuesto de independencia condicional (Cameron and trivedi, 2005). En años recientes los métodos de variable instrumental han sido utilizados con el fin de abordar problemas de endogeneidad. Específicamente, para el caso colombiano, Trujillo et~al. (2005) y Gaviria et~al. (2006) utilizan métodos de variable instrumental.

Objetivo

Este trabajo evalúa el impacto del programa subsidiado de salud en Colombia, específicamente a través de consultas preventivas y servicios de hospitalización para los habitantes de Medellín, y pretende contribuir a la literatura más general sobre los impactos de los programas subsidiados de seguro de salud implantados en países en desarrollo.

Metodología

Construimos modelos de conteo y binarios basados en máxima verosimilitud con información completa (Terza, 1998; Amemiya, 1978) que tienen en cuenta switching endógeno debido a auto selección y/o riesgo moral, asociado a efectos de tratamiento.

A pesar de que se han desarrollado técnicas de variable instrumental para modelos binarios y de conteo (Windmeijer and Santos, 1997; Mullahy, 1997; Newey and West, 1987), en nuestro caso utilizamos técnicas fundamentadas en máxima verosimilitud, pero utilizando variables instrumentales para establecer las restricciones de exclusión, pese a que el modelo estructural está identificado a partir de la forma funcional no lineal.

Los modelos de conteo han ganado popularidad entre econométricos; específicamente, en la demanda por servicios de salud ha habido grandes contribuciones (Deb and trivedi, 1997; Gurmu, 1997; Mullahy, 1997; Windmeijer and Santos, 1997; Deb and trivedi, 2004)).

Los modelos binarios bivariados también se han desarrollado de manera extensa (Amemiya, 1978; Green, 1996; Monfardini and Radice, 2006; Waters, 1999).

Sistemas de salud en Colombia

Hasta la década de los 80, el sistema de salud en Colombia se basó en tres esquemas separados: privado, público y de seguridad social. Este sistema de salud tuvo su auge entre 1975 y 1984, pero entró en decadencia después de la crisis fiscal de 1984 que redujo las contribuciones asignadas a este sector (Gaviria et al., 2006).

Durante el primer lustro de los 90, el gobierno de Colombia llevó a cabo profundas reformas al sistema de salud, las cuales redujeron su participación en el sector dando espacio para que surgiera una competencia regulada entre firmas privadas, separando la provisión de seguros de la oferta de servicios de salud, y descentralizó los programas subsidiados a los gobiernos locales. Los esquemas que surgieron de estas reformas son un régimen contributivo y un régimen subsidiado.

Objetivos

- Incrementar la cobertura.
- Incrementar la solidaridad.
- Mejorar la eficiencia.
- Cambiar los subsidios a la demanda por subsidios a la oferta.

El nuevo sistema de salud requiere que las personas afiliadas al régimen contributivo paguen el 12 % de sus ingresos (dos tercios pagados por el empleador y un tercio por el empleado). El régimen subsidiado es financiado con un porcentaje constante de la contribución mencionada, transferencias del gobierno central y recursos propios de los gobiernos locales y entidades regionales (Congress, 1993).

Problemas

Comparado con los objetivos explícitos de las reformas que crearon el actual sistema de salud, este no ha sido exitoso. Tiene problemas de focalización, de cobertura, la transición de subsidios a la oferta a subsidios a la demanda está aún incompleta y la introducción del régimen subsidiado ha llevado al crecimiento en el número de hospitales (Gaviria et al., 2006).

Metodología

La base para evaluar los programas es el análisis contrafactual donde el resultado es observado para todos los individuos en diferentes regímenes.

Modelos de conteo con switching endógeno

Partiendo de Terza (1998) y Miranda (2004), considere el i -ésimo individuo de una muestra aleatoria $I = \{1, 2, \dots, N\}$ cuya variable dependiente es el número de visitas preventivas al médico en el último año ($y_i = 0, 1, \dots$). La función de densidad de la probabilidad condicional de la variable de conteo es Poisson con media igual a $\exp\{x_i'\beta + d_i\gamma + e_i\}$. Y d_i se caracteriza por ser un proceso binario

$$d_i = \begin{cases} 1, & z_i'\alpha + v_i > 0 \\ 0, & z_i'\alpha + v_i \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Suponiendo que e_i y v_i se distribuyen conjuntamente Normal con media cero y matriz de varianzas y covarianzas

$$\begin{bmatrix} e_i \\ v_i \end{bmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma^2 & \sigma\rho \\ \sigma\rho & 1 \end{bmatrix} \right) \quad (2)$$

Después de realizar algunas operaciones algebraicas y dado un cambio de la variable $\eta_i = e_i/\sigma\sqrt{2}$, la función de probabilidad condicional conjunta de y_i y d_i , dado x_i y z_i , se puede expresar como

$$f(y_i, d_i | z_i, x_i) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(y_i | z_i, x_i, d_i, \sqrt{2}\sigma\eta_i) [d_i \Phi_i^*(\sqrt{2}\sigma\eta_i) + (1 - d_i)(1 - \Phi_i^*(\sqrt{2}\sigma\eta_i))] \exp\{-\eta_i^2\} d\eta_i \quad (3)$$

donde $f(y_i | z_i, x_i, d_i, \sqrt{2}\sigma\eta_i)$ es la función de probabilidad condicional de y_i dado z_i , x_i , d_i y e_i ; $\Phi(\cdot)$ es la función de distribución acumulada de una variable Normal estándar; y $\Phi_i^*(\sqrt{2}\sigma\eta_i) = \Phi\left[\frac{z_i'\alpha + (\rho\sqrt{2})\eta_i}{\sqrt{1-\rho^2}}\right]$.

Una vez que $f(y_i|z_i, x_i, d_i, \sqrt{2}\sigma\eta_i)$ ha sido especificada, puede ser establecida la función de log-verosimilitud para una muestra de tamaño N .

En la versión Poisson del modelo

$$f(y_i|z_i, x_i, d_i, \sqrt{2}\sigma\eta_i) = \frac{\exp\{x_i'\beta + \gamma d_i + \sqrt{2}\sigma\eta_i\}^{y_i} \exp\{-\exp\{x_i'\beta + \gamma d_i + \sqrt{2}\sigma\eta_i\}\}}{y_i!} \quad (4)$$

Se debe tener en cuenta que la media y la varianza de la variable de conteo son

$$\mu_i = E[y_i|d_i, z_i, x_i] = \exp\{x_i'\beta + \gamma d_i - 0,5\sigma^2\} \left(d_i \frac{\Phi(z_i'\alpha + \sigma\rho)}{\Phi(z_i'\alpha)} + (1 - d_i) \frac{1 - \Phi(z_i'\alpha + \sigma\rho)}{1 - \Phi(z_i'\alpha)} \right) \quad (5)$$

y

$$\text{Var}(y_i|d_i, z_i, x_i) = \mu_i + k\mu_i^2 \quad (6)$$

donde $k = \exp(2\sigma^2) - \exp(\sigma^2)$. En consecuencia, el modelo presenta sobredispersión.

El efecto del programa se puede medir por el *Average Treatment Effect* (ATE). Este es $ATE = E[y_i|z_i, x_i, d_i = 1] - E[y_i|z_i, x_i, d_i = 0]$. Dado que la media del proceso es exponencial, elegimos medir el ATE como

$$\frac{E[y_i|z_i, x_i, d_i = 1]}{E[y_i|z_i, x_i, d_i = 0]} = \exp\{\gamma\} \left(\frac{\Phi(z_i' \alpha + \sigma \rho)}{\Phi(z_i' \alpha)} \right) \left(\frac{1 - \Phi(z_i' \alpha)}{1 - \Phi(z_i' \alpha + \sigma \rho)} \right) \quad (7)$$

donde $\left(\frac{\Phi(z_i' \alpha + \sigma \rho)}{\Phi(z_i' \alpha)} \right) \left(\frac{1 - \Phi(z_i' \alpha)}{1 - \Phi(z_i' \alpha + \sigma \rho)} \right)$ es el efecto selección.

Modelos binarios bivariados

En el caso de hospitalización, partiendo de Green (2003) y Miranda and Rabe-Hesketch (2006), donde $y_i = \{0, 1\}$ es una variable dicotómica que es igual a 1 si el individuo i fue hospitalizado en el último año. El modelo puede ser formulado como un sistema de ecuaciones para dos variables latentes (y_i^* y d_i^*). El proceso para d_i se caracteriza por la ecuación (1) donde $d_i^* = z_i'\alpha + v_i$ y y_i es generada por

$$y_i = \begin{cases} 1, & y_i^* = x_i'\beta + d_i\gamma + e_i > 0 \\ 0, & y_i^* = x_i'\beta + d_i\gamma + e_i \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

Se supone una distribución normal bivariada para v_i y e_i , esto es,

$$\begin{bmatrix} e_i \\ v_i \end{bmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{bmatrix} \right) \quad (9)$$

Para construir la log-verosimilitud, $q_{i1} = 2y_i - 1$, $q_{i2} = 2d_i - 1$, $y_{1i} = x_i' \beta + d_i \gamma$, $y_{2i} = z_i' \alpha$, $w_{ij} = q_{ij} y_{ij}$ para $j = 1, 2$ y $\rho_{i*} = q_{i1} q_{i2} \rho$.

Las probabilidades que entran en la función de verosimilitud son

$$P(Y = y_i, D = d_i | z_i, x_i) = \Phi_2(w_{i1}, w_{i2}, \rho_{i*}) \quad (10)$$

donde Φ_2 es la función de distribución acumulativa bivariada Normal. Esta expresión tiene en cuenta todos los cambios de signos necesarios para calcular las probabilidades para y_i y d_i igual a cero y uno.

Propensity score matching

En este caso, el análisis contrafactual está basado en un conjunto de unidades de comparación potenciales (controles) para las cuales las variables observables, x , corresponden a las unidades tratadas.

El *propensity score* está definido por Rosenbaum and Rubin (1983) como la probabilidad condicional de recibir un tratamiento dadas unas características predeterminadas:

$$p(x_i) \equiv Pr\{d_i = 1|x_i\} = E\{d_i|x_i\} \quad (11)$$

Existen dos supuestos que juegan un papel importante en la evaluación de tratamiento; primero, la condición de balanceo, que determina que $d_i \perp x_i | p(x_i)$. Y segundo, la condición de independencia condicional, $y_i \perp d_i | x_i$.

- Emparejamiento con y sin reemplazo.
- El número de unidades a usar en el conjunto de control.
- La escogencia del método de emparejamiento.

Se han propuesto varios métodos en la literatura con el fin de superar estos problemas, y cuatro de los más ampliamente utilizados son emparejamiento por Vecino más cercano, Radio, Kernel y Estratificación (Becker and Ichino (2002) and Cameron and trivedi (2005)). Una vez que el *propensity score* ha sido estimado, el *matching Average Treatment Effect on the Treated* (ATET) puede ser calculado.

$$\widehat{ATET} = \frac{1}{N_T} \sum_{i \in \{d=1\}} \{y_i - \sum_j w(i,j) y_j\} \quad (12)$$

Resultados Econométricos

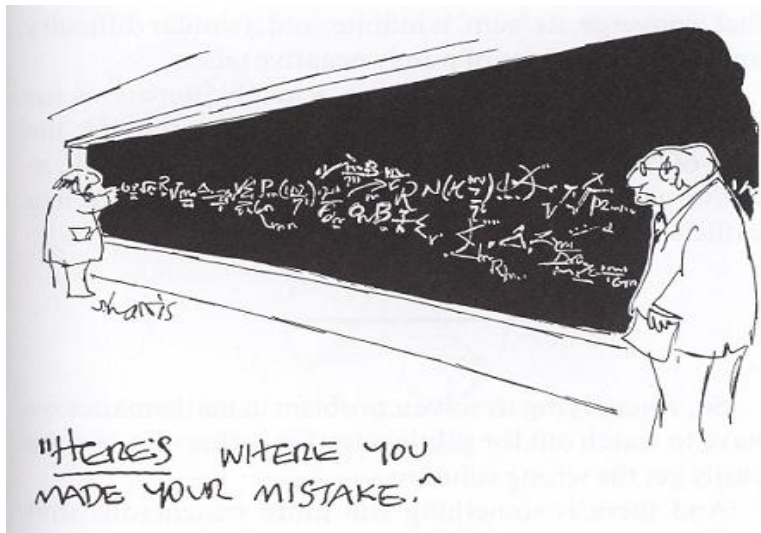
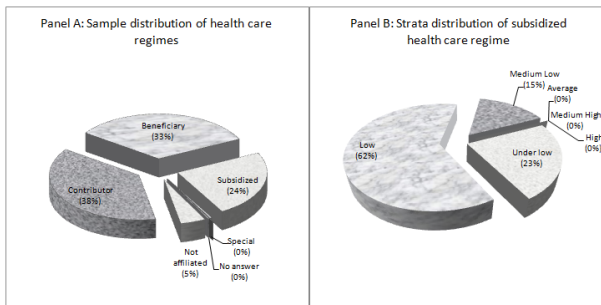


Figura: Distribución muestral de los programas de salud: Medellín, 2007.



Conclusiones

- La evidencia indica que no hay diferencias sistemáticas estadísticamente significativas en la utilización de los servicios de salud analizados entre los individuos que se encuentran en el SISBEN, y que pertenecen o no pertenecen al Régimen Subsidiado de Salud.
- Sin embargo, los modelos paramétricos detectan la presencia de sesgo por selección y riesgo moral en el número de visitas preventivas al médico. Específicamente, el efecto de selección es favorable y equivale a 47.11 %, y el riesgo moral es igual a 211.11 %. Estos efectos se compensan aproximadamente.

Referencias I

- Amemiya, T. (1978). The estimation of a simultaneous equation generalized probit model. *Econometrica*, 46(5):1193–1205.
- Becker, S. O. and Ichino, A. (2002). Estimation of average treatment effects based on propensity scores. *The Stata Journal*, 2(4):358–377.
- Cameron, A. and trivedi, P. (2005). *Microeconometrics: Methods and Applications*. Cambridge University Press, first edition.
- Cameron, A., Trivedi, P., Milne, F., and Piggot, J. (1988). A microeconomic model of the demand for health care and health insurance in australia. *Review of Economic Studies*, 55:85–106.
- Congress, C. (1993). Law 100 of 1993. www.caprecom.gov.co/sitio/filesnormatividad/Ley-100-de-1993.pdf. [Online; accessed May-2010].
- Deb, P. and trivedi, P. (1997). Demand for medical care by the elderly: A finite mixture approach. *Journal of applied econometrics*, 12:313–326.
- Deb, P. and trivedi, P. (2004). Specification and simulated likelihood estimation of a non-normal outcome model with selection: Application to health care utilization. Working paper, Hunter College.

Referencias II

- Gaviria, A., Medina, C., and Mejia, C. (2006). Evaluating the impact of health care reform in colombia: From theory to practice. Working Paper 1657-7191, Universidad de Los Andes.
- Green, W. (1996). Marginal effects in the bivariate probit model. Working paper 96-11, Department of Economics, Stern School of Business, New York University.
- Green, W. (2003). *Econometric Analysis*. Prentice-Hall, fifth edition.
- Gurmu, S. (1997). Semi-parametric estimation of hurdle regression models with an application to medicaid utilization. *Journal of applied econometrics*, 12(3):225–243.
- Miranda, A. (2004). Fiml estimation of an endogenous switching model for count data. *The Satat Journal*, 4(1):40–49.
- Miranda, A. and Rabe-Hesketch, S. (2006). Maximum likelihood estimation of endogenous switching and sample selection models for binary, ordinal and count-variables. *The stata journal*, 6(3):285–308.
- Monfardini, C. and Radice, R. (2006). Testing exogeneity in the bivariate probit model: A monte carlo study. Working paper, University of Bologna.

Referencias III

- Mullahy, J. (1997). Instrumental variable estimation of poisson regression models: Application to models of cigarette smoking behaviour. *Review of Economics and Statistics*, 79:586–593.
- Newey, W. and West, K. (1987). A simple positive semi-definite, heteroscedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55.
- Pita, P., Machado, M., and Sanz, A. (2008). Moral hazard and the demand for health services: A matching estimator approach. *Journal of health economics*, 27(4):1006–1025.
- Rosenbaum, P. and Rubin, D. (1983). The central role of propensity score matching in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 48:227–240.
- Saadah, F., Pradhan, M., and Sparrow, R. (2001). The effectiveness of the health card as an instrument to ensure access to medical care for the poor during the crisis. Working paper, World Bank.
- Terza, J. (1998). Estimating count data models with endogenous switching: Sample selection and endogenous treatment effects. *Journal of Econometrics*, 84:129–154.

Referencias IV

- Trujillo, A., Portillo, J., and Vernon, J. (2005). The impact of subsidized health insurance for the poor: Evaluating the colombian experience using propensity score matching. *International Journal of Health Care Finance and Economics*, 5:211–239.
- Urdinola, D. and Jain, S. (2006). Don subsidized health programs in armenia increase utilization among the poor? Working Paper 4017, World Bank.
- Wagstaff, A. (2007). Health insurance for the poor: Initial impacts of vietnam's health care fund for the poor. Working paper 4134, World Bank.
- Wagstaff, A., Lindelow, M., Jun, G., Ling, X., and Juncheng, Q. (2007). Extending health insurance to the rural population: An impact evaluation of china's new cooperative medical scheme. Working paper 4150, World Bank.
- Waters, H. (1999). Measuring the impact of health insurance with a correction for selection bias: A case study of ecuador. *Health Economics*, 8:473–483.
- Windmeijer, F. and Santos, J. (1997). Endogeneity in count data models: An application to demand for health care. *Journal of Applied Econometrics*, 12(3):281–294.