LA DESIGUALDAD EN LA UTILIZACION SANITARIA: UN ANALISIS DE SUS DETERMINANTES

Rosa María Urbanos Garrido
Universidad Complutense de Madrid

I. Introducción.

El objetivo de este trabajo, aún en curso, es doble: en primer lugar, trataremos de identificar los factores causantes de la desigualdad en la utilización de los servicios sanitarios públicos y, posteriormente, pretendemos analizar cómo los determinantes de la desigualdad han variado a lo largo del período de estudio (1987-1995), que viene marcado por la aparición de las Encuestas Nacionales de Salud para España. Dados los diferentes aspectos que caracterizan cada tipo de atención sanitaria, el análisis se llevará a cabo distinguiendo entre las consultas al Médico General, las consultas al Médico Especialista, las visitas a los servicios de urgencia y las estancias hospitalarias.

El presente texto se estructura del siguiente modo: en el primer apartado se define el concepto de desigualdad en la utilización sanitaria, mientras que en el segundo se detalla la metodología empleada en el cálculo de la desigualdad. A continuación se describe someramente el modelo explicativo que plantearemos con el objetivo de conocer qué factores determinan las diferencias en el uso de los servicios sanitarios. Al tratarse de un trabajo no finalizado, sólo se presentan los planteamientos teóricos del mismo. En consecuencia, no se incluyen en el texto los resultados de las estimaciones provisionales.

II. ¿Qué se entiende por desigualdad en la utilización sanitaria?.

Diremos que se produce una situación de desigualdad en la utilización de servicios sanitarios, cuando individuos con igual necesidad de atención médica consumen distintas cantidades de servicios. De este modo, podemos cuantificar la desigualdad que afecta a un individuo concreto como la diferencia entre su consumo real y el que correspondería a su situación de necesidad. Definiremos este último consumo como el que habría correspondido al individuo en cuestión si hubiera sido tratado de la misma forma que el resto de la población con las mismas características de necesidad. A este tipo de consumo le llamaremos consumo estandarizado; a continuación veremos cómo calcularlo.[1]

Designemos C_j como el consumo sanitario real de cada individuo j, y supongamos que podemos reducir la necesidad sanitaria a i categorías. El consumo estandarizado C_j^*, "ideal" o de referencia que debió recibir cada uno de los j individuos, puede expresarse como:

$$C_j^* = \sum_i f^i \cdot C^i \quad ,$$

donde f^i es el número total de personas que responden a las i características, y C^i es el gasto medio muestral en la categoría de necesidad i.

Este consumo estandarizado puede calcularse a partir del análisis de regresión. Si suponemos que sólo existen dos categorías de necesidad (categorías 1 y 2), C_j podría expresarse como:

$$C_j = a + b \cdot x_j + u_j \quad ,$$

donde la variable x_j sería una dummy con valor 0 si el individuo perteneciera a la categoría 1 de necesidad, y valor 1 si perteneciera a la categoría 2.

[1] Para un comentario más pormenorizado de esta cuestión, véase: Wagstaff A. y Van Doorslaer E. (1996), "Measuring and Testing for Inequity in the Delivery of Health Care", School of Social Sciences, University of Sussex (mimeo).

Tomando esperanzas en la expresión anterior, tenemos que:

$$C_j^* = E\left[C_j \mid x_j\right] = a + b \cdot x_j \ .$$

Es fácil generalizar el modelo a tantas variables de control como se quiera. En el caso más general, en el que se considerase un vector x de variables -demográficas, de morbilidad, etc.- la necesidad podría escribirse como: $C_j^* = b' \cdot x_j$.

El C_j^* puede calcularse, alternativamente, utilizando un modelo en dos partes que modelice, tanto la probabilidad de consumir servicios sanitarios, como la cantidad consumida una vez el acceso se ha hecho efectivo. Es habitual encontrar este tipo de modelización en cuanto al consumo sanitario se refiere. En este caso, la ecuación anterior quedaría representada por:

$$C_j^* = E\left[C_j \mid \bar{x}_j\right] = \Pr\left[C_j > 0 \mid \bar{x}_j\right] * E\left[C_j \mid C_j > 0, \bar{x}_j\right].$$

En cualquier caso, para conocer si un individuo se encuentra en una situación de desigualdad con respecto al resto deberemos calcular la expresión $C_j - C_j^*$. Dado que el consumo real para cada j es conocido, sólo nos resta resolver la cuestión de cómo obtener C_j^* . A este punto se dedica el apartado siguiente.

III. Estimación del consumo estandarizado como paso previo al cálculo de la desigualdad.[2]

III.1. Metodología.

En nuestro caso, para calcular el consumo estandarizado en cada tipo de servicio (consultas al Médico General, consultas al Médico Especialista, visitas a los servicios de urgencia y estancias hospitalarias), se han empleado diversos modelos de "count data" o número de sucesos. Este tipo de modelos es indicado cuando la variable dependiente toma valores enteros no negativos (0, 1, 2, 3...).

En primer lugar se ha estimado el consumo a partir del modelo básico de Poisson, que estima la probabilidad de que una variable aleatoria Y tome el valor y, tal que:

$$\Pr\left(Y_j = y_j\right) = \frac{e^{-l_j} \cdot l^{y_j}}{y_j!} \ ,$$

donde y toma los valores 0, 1, 2...para los j individuos, y l es el parámetro a estimar. Cuando se introducen variables exógenas, $l_j = \exp\left(b' \cdot X_j\right)$, donde X_j es el vector de regresores y b el vector de parámetros que se desea estimar.

En el modelo anterior, $l_j = E\left(Y_j\right) = Var\left(Y_j\right)$. Sin embargo, en la mayor parte de los casos, la media y la varianza de Y_j no coinciden. Imponer esta restricción tiene un efecto similar al de la heteroscedasticidad en el modelo lineal general. Cuando el modelo está correctamente especificado los

---

[2] Los resultados de las estimaciones de los C_j^* no se incluyen en el texto por razones de espacio. Para cualquier comentario al respecto, se ruega consultar a la autora.

parámetros son consistentes, pero no los errores estándar, por lo que los distintos tests pueden quedar distosionados (Cameron y Trivedi, 1990).[3]

Para contrastar la hipótesis nula de igualdad entre la media y la varianza, se emplea el contraste propuesto por Cameron y Trivedi (1990). La hipótesis nula se expresa como:

$$H_0 : Var(y_j) = l_j \ ,$$

y la hipótesis alternativa:

$$H_1 : Var(y_j) = l_j + a \cdot g(l_j) \ ,$$

donde $g(l_j)$ es una función habitualmente definida como $g(l_j) = l_j$, o bien como $g(l_j) = l_j^2$.

El test óptimo derivado por Cameron y Trivedi para comprobar la hipótesis nula se calcula a partir de la estimación por MCO de la siguiente ecuación:

$$(\sqrt{2} \cdot \hat{l}_j)^{-1} \cdot \left[\left(y_j - \hat{l}_j \right)^2 - y_j \right] = \left(\sqrt{2} \cdot \hat{l}_j \right)^{-1} \cdot g(\hat{l}_j) \cdot a + e \ ,$$

donde $\hat{l}_j$ corresponde a la predicción del modelo Poisson, y el estadístico t resultante indica si a es o no significativa.

El procedimiento habitual para modelizar una variable que muestra "sobredispersión" -esto es, cuando la varianza de Y_j supera a la media-, consiste en emplear una distribución de probabilidad más flexible, como es la binomial negativa (Cameron y Trivedi, 1986).[4] Esta distribución de probabilidad puede expresarse como:

$$\Pr\left(Y_j = y_j\right) = \frac{\Gamma\left(y_j + v_j\right)}{\Gamma\left(y_j + 1\right) \cdot \Gamma\left(v_j\right)} \left(\frac{v_j}{v_j + l_j} \right)^{v_j} \left(\frac{l_j}{v_j + l_j} \right)^{y_j} \ ,$$

donde $v_j = \left(\frac{1}{a} \right) \cdot \left(\exp\left(b' \cdot X_j \right) \right)^k$, con $a > 0$ y k una constante.

Cuando $k = 0$, se obtiene el modelo binomial negativo tipo II, según lo denominan Cameron y Trivedi (1986). En este caso, se tiene que:

$$E\left(Y_j\right) = l_j = \exp\left(b' \cdot X_j\right),$$
$$Var\left(Y_j\right) = \exp\left(b' \cdot X_j\right) \cdot \left[1 + a \cdot \exp\left(b' \cdot X_j\right)\right].$$

De esta forma, se evitan los errores generados en la estimación del modelo de Poisson cuando se rechaza la hipótesis de equidispersión en los datos.

Por otro lado, y como ya se comentó anteriormente, es habitual modelizar el consumo sanitario en 2 partes, como forma de representar más ajustadamente el proceso de utilización de los

[3] Cameron A.C. y Trivedi P.K. (1990), "Regression-based tests for overdispersion in the Poisson model", *Journal of Econometrics*, 46, pp.347-364.
[4] Cameron A.C. y Trivedi P.K. (1986), "Econometric models based on count data: comparisons and applications of some estimators and tests", *Journal of Applied Econometrics*, vol.1, pp.29-53.

distintos servicios.[5] Con el fin de comprobar si realmente existen dos procesos distintos en la determinación del consumo total, es preciso confrontar los modelos anteriores de “count data” con algún otro modelo que estime por separado la decisión de consumo 0/1 y la cantidad final de consultas o estancias, condicionado a un consumo positivo. Para la estimación en 2 partes empleamos el modelo valla propuesto por Mullahy (1986)[6], y utilizado recientemente por Gerdtham (1997).

La primera parte del proceso de decisión, donde se analiza si los individuos han consumido o no cada tipo de servicio sanitario, está representada por un modelo probit, en el que la probabilidad de que la variable dependiente tome valor 1 se expresa como: $\Pr(y_j = 1) = \Pr(u_j > -b' \cdot x_j) = 1 - F(-b' \cdot x_j)$, donde F es la función de distribución acumulada de los residuos u_j.[7]

Para estimar la cantidad consumida se emplea un modelo binomial negativo II truncado en 0.[8] Esto es, utilizando únicamente la muestra de individuos que registran un consumo positivo. En este caso, la probabilidad de que la variable dependiente tome un valor concreto, condicionado a que el consumo sea mayor que 0, se expresa como:

$$\Pr\left(Y_j = y_j \mid Y_j > 0\right) = \Pr\left(Y_j = y_j\right) \cdot \left[1 - \Pr\left(Y_j = 0\right)\right]^{-1},$$

de donde se obtiene la función de verosimilitud a maximizar:

$$L = \sum_{j \in m_1} \ln\left(\Gamma\left(y_j + \frac{1}{a}\right)\right) - \ln\left(\Gamma\left(y_j + 1\right)\right) - \ln\left(\Gamma\left(\frac{1}{a}\right)\right) + y_j \cdot \ln(a) + y_j \cdot b' x_j - \left(y_j + \frac{1}{a}\right) \cdot \ln\left(1 + a \cdot l_j\right) - \ln\left[1 - \left(1 + a \cdot l_j\right)^{-\frac{1}{a}}\right]$$

donde m_1 representa la muestra de observaciones positivas.

Por lo tanto, en el proceso de cálculo de los C_j^* se considerará, en primer lugar, la conveniencia del modelo binomial negativo frente al modelo Poisson y, en caso de rechazar la hipótesis de equidispersión, se comprobará la adecuación de un modelo en dos partes como el descrito versus el modelo estándar.

III.2. Bases de datos y definición de variables.

A la luz de lo expuesto, observamos que para calcular el consumo estandarizado se precisa una base de datos que contenga información, tanto de utilización de los servicios médicos como de necesidad sanitaria. Las únicas fuentes de datos que contienen esta información son las Encuestas de Salud para España -en adelante, ENSE-. Hasta el momento se han elaborado en España 2 macroencuestas, correspondientes a los años 1987 y 1993, además de una encuesta más reciente

[5] Entre los estudios aplicados, cabe citar como ejemplo: Pohlmeier W. y Ulrich V. (1995), “An econometric model of the two-part decisionmaking process in the demand for health care”, *The Journal of Human Resources*, vol. 30, pp.339-361.

[6] Mullahy J. (1986): “Specification and testing of some modified count data models”, *Journal of Econometrics*, 33, pp.341-365.

[7] La función F() es la función acumulada de una normal. Supondremos, por lo tanto, que es ésta la distribución que siguen los errores u_j.

[8] Para un comentario detallado de los modelos Poisson y binomial negativo truncados, véase: Grogger J.T. y Carson R.T. (1991): “Models for truncated counts”, *Journal of Applied Econometrics*, vol.6, pp.225-238.

referida a 1995, aunque con una muestra sensiblemente inferior a las anteriores.[9] Estas serán las bases de datos que emplearemos para el cálculo de los distintos C_j^*.

Las variables utilizadas en el cómputo de los C_j^* representan, por un lado, la "necesidad sanitaria" y, por otro, la utilización de los distintos tipos de atención. Las variables empleadas finalmente fueron las siguientes:

a) <u>Necesidad</u>:

En nuestro caso, las variables se han definido a partir de la información común para todas las Encuestas, con el fin de que los resultados fuesen comparables en la mayor medida posible. En consecuencia, se emplearán las siguientes variables de necesidad:

Autovaloración del estado de salud: se generan 4 dummies 0/1, con valor 1 si el individuo declara que su estado de salud es muy bueno/bueno, regular (*saludreg*), malo (*saludm*) o muy malo (*saludmm*), respectivamente. La categoría omitida será la correspondiente al estado de salud muy bueno/bueno.

Enfermedad crónica (*cronica*): dummy 0/1, que toma valor 1 si el individuo declara haber padecido alguna de las siguientes enfermedades: hipertensión arterial, colesterol elevado, diabetes, asma o bronquitis, enfermedades del corazón, dolencias de estómago o alergia.

Enfermedad crónico-limitante (*cronlim*): dummy 0/1, con valor 1 si alguna de las dolencias anteriores ha limitado la actividad habitual del individuo.

Otras dolencias -al margen de las crónicas- limitadoras de la actividad habitual (*lim12m*): dummy 0/1, que toma valor 1 si se ha padecido alguna de dichas dolencias durante el último año, siempre y cuando hayan supuesto limitación de la actividad habitual.

Accidentes sufridos (*acc*): variable dummy 0/1, que toma valor 1 si el encuestado ha tenido algún accidente en el último año.

Dolencias limitadoras de la actividad en las 2 últimas semanas (*lim2sem*): dummy 0/1, con valor 1 si el individuo ha visto limitada su actividad (principal o de ocio) por algún tipo de síntoma. Resulta especialmente interesante poder distinguir entre dolencias referidas a períodos temporales distintos, en tanto en cuanto cada tipo de consumo también se encuentra referido a intervalos de tiempo diferentes.

Número de días de restricción de la actividad en las 2 últimas semanas (*diaslim*): si la actividad principal -trabajo, estudios, etc.- se ha visto restringida, esta variable será igual al número de días de reducción de la actividad principal. Si no existe limitación en la actividad principal y sí en la de ocio, coincidirá con el número de días de redución de la actividad de tiempo libre. Cuando no concurra ninguna de estas 2 circunstancias, tomará el valor 0.

Número de días en cama (*diascam*): días en cama por motivos de salud durante las 2 últimas semanas.

Junto a las variables de estado de salud anteriores, se han incluído variables de sexo y edad, que previsiblemente afectan a la cantidad de recursos consumidos finalmente por los individuos. La variable de sexo (*mujer*) es una dummy 0/1, con valor 1 si el entrevistado es una mujer. En el caso de la edad, se han construído 5 categorías: 16-34 años, 35-44 años (*edad2*), 45-64 años (*edad3*), 65-74

[9] El número total de entrevistas es de 39751 en la ENS87, 26400 en la ENS93 y 8400 en la ENS95.

años (*edad4*) y 75 ó más años (*edad5*). De esta forma, se incluyen 4 dummies 0/1, que toman valor 1 si el individuo se encuentra en la categoría correspondiente. La categoría omitida es la que corresponde al grupo de 16-34 años.[10]

b) Utilización.

Para poder identificar la desigualdad en los distintos niveles de asistencia, el análisis se realizará por separado para cada uno de los siguientes tipos de consumo: visitas al médico general, visitas al médico especialista, visitas a los servicios de urgencia y atención hospitalaria.

En el apartado anterior se comentó cómo el consumo sanitario puede modelizarse en 2 etapas, que responden a procesos de decisión distintos. Por un lado, el proceso por el cual el individuo decide hacer o no uso de la atención sanitaria disponible y, por otro lado, el que determina la cantidad de recursos consumida una vez se produce el acceso efectivo. Para poder testar la validez de los modelos en 2 partes, será necesario definir 2 variables de utilización para cada uno de los 4 tipos de atención considerados.

1) Visitas de Medicina General:

Primeramente se define una variable dummy 0/1 (*MG*), que toma valor 1 si los individuos han realizado, en las 2 últimas semanas, alguna consulta a los servicios públicos de Medicina General -valor 0 en caso contrario-.[11]

En segundo lugar, se calcula el número de visitas realizadas en dicho período de tiempo (*VMG*). Para generar la variable *VMG* es preciso conocer el tipo de médico consultado y la entidad financiadora para cada una de las visitas realizadas. Sin embargo, en algunos casos se carece de esta información, ya que en las ENSE sólo aparecen las características de un porcentaje de las consultas totales.[12] Para estimar cuántas de las consultas "desconocidas" corresponden a los servicios públicos de Medicina General, se han empleado unas ponderaciones que reflejan la proporción de consultas públicas sobre el total de las "conocidas" y la proporción de consultas al médico general sobre el mismo total.[13]

2) Visitas al Médico Especialista:

En primer lugar, se genera una dummy 0/1, con valor 1 si el entrevistado ha realizado, en las 2 últimas semanas, alguna consulta al Médico Especialista de la Seguridad Social (*ESP*).[14] En segundo lugar, la variable *VESP* indica el número de visitas de este tipo. De nuevo se han aplicado ponderaciones a las consultas cuya naturaleza se desconoce.

---

[10] Al categorizar la edad, evitamos imponer algún supuesto sobre la forma funcional de esta variable con respecto a la utilización (Gerdtham U. (1997)).

[11] La naturaleza pública-no pública viene definida por el tipo de médico consultado (de la Seguridad Social vs. resto de categorías). Se excluyen las visitas a los servicios de urgencia, dado que se analizarán como un tipo de consumo específico.

[12] El porcentaje de consultas cuyas características no se conocen difiere según las Encuestas. Así, en la ENS87, donde se recogen las características de las últimas 4 visitas, se desconoce la naturaleza de un 3,65% de las consultas realizadas. Por su parte, en las ENS93 y ENS95 la información se limita a la última visita al médico, por lo que el porcentaje anterior se eleva a un 26,36% y a un 27,64%, respectivamente.

[13] Este mismo procedimiento fue empleado en el cálculo de la inequidad para el gasto público canario. Véase: Abásolo I. (1997): *La Economía del Gasto Sanitario en la Comunidad Autónoma Canaria (1989-1993),* cap. 5. Tesis doctoral presentada en el Departamento de Economía Aplicada de la Universidad de La Laguna.

[14] Ver nota 11.

3) Visitas a los servicios de urgencia:

En este caso se define una dummy 0/1 (*URG)*, con valor 1 si el individuo ha utilizado, durante el último año, los servicios de urgencia de la Seguridad Social.[15]

La variable *VURG* representa el número de visitas a los servicios públicos de urgencias. También en esta ocasión se desconocen las características de un porcentaje de las consultas totales, dado que la información sobre dónde tuvo lugar la visita viene referida tan sólo a la última. Para estimar cuántas de las consultas para las que no había información debían ser incluídas en *VURG*, se aplicó el mismo procedimiento que en los dos casos anteriores.

4) Ingresos hospitalarios:

En primer lugar se genera una dummy 0/1 (*HOSP*), que toma valor 1 si el entrevistado estuvo hospitalizado en el último año y la última hospitalización fue financiada públicamente.

Finalmente, la variable *EST* indica el número de días que duró el último ingreso financiado por el Sector Público. A pesar de que también consta en las ENSE el número de ingresos en el último año, se ha preferido considerar como unidad de consumo cada día de estancia en el hospital, dado que el coste de las hospitalizaciones depende en gran medida de cuánto se prolongue la estancia.[16]

IV. Aproximación a un modelo explicativo de las desigualdades en la utilización de servicios sanitarios públicos.

Sea S_j la diferencia entre consumo real y consumo estandarizado para un individuo j, tal que: $S_j = C_j - C_j^*$. Esta diferencia entre consumo real y teórico nos ofrece una medida de la desigualdad en la utilización sanitaria.

De acuerdo con los cálculos efectuados en el apartado anterior, obtenemos los C_j^* a partir de la aplicación de un modelo en dos partes, compuesto por un probit y por un binomial negativo truncado en 0, para todos los casos excepto para los que corresponden al consumo estandarizado de visitas al especialista en los años 1993 y 1995. En estos dos últimos casos, los C_j^* se obtienen a partir de las predicciones del modelo Poisson estándar.

En consecuencia, en el caso general S_j se calculará como:

[15] Incluye las visitas a centros hospitalarios y no hospitalarios de la Seguridad Social. Es probable que una proporción del resto de visitas tenga lugar en centros concertados con la Seguridad Social y, por lo tanto, debieran tener la consideración de públicas. Sin embargo, no aparece en las ENSE información sobre esta cuestión.

[16] Por lo tanto, consideraremos que el coste de cada día de ingreso es igual en todos los casos. Sin embargo, es cierto que normalmente el consumo marginal decrece en los últimos días de estancia en el hospital (Rodríguez M. et al. (1993), "Equity in the finance and delivery of health care in Spain", en *Equity in the finance and delivery of health care. An international Perspective*, Oxford University Press).

$$S_j = y_j - \left\{ \left[1 - F\left(-\hat{b}_1' \cdot x_j\right)\right] \cdot \left[\frac{\Gamma\left(y_j + \frac{1}{a}\right)}{\Gamma\left(y_j + 1\right) + \Gamma\left(\frac{1}{a}\right)} \cdot \left(\frac{1}{1 + a \cdot \exp\left(\hat{b}_2' \cdot x_j\right)}\right)^{\frac{1}{a}} \cdot \left(\frac{\exp\left(\hat{b}_2' \cdot x_j\right)}{\frac{1}{a} + \exp\left(\hat{b}_2' \cdot x_j\right)}\right)^{y_j} \cdot \left[1 - \left(\frac{1}{1 + a \cdot \exp\left(\hat{b}_2' \cdot x_j\right)}\right)^{\frac{1}{a}}\right]^{-1} \right] \right.$$

donde $y_j = C_j$, $\hat{b}_1$ es el vector de parámetros estimado para el probit que explica la decisión de consumir o no cada tipo de servicio sanitario, $\hat{b}_2$ es el vector de parámetros estimado en el modelo binomial negativo truncado en 0, y x_j es el vector de variables representativas de la necesidad descrito en el capítulo anterior.

Por su parte, en los dos casos particulares a los que nos hemos referido anteriormente, se tiene que:

$$S_j = y_j - \frac{e^{-\exp\left(\hat{b}' \cdot x_j\right)} \cdot \exp\left(\hat{b}' \cdot x_j\right)^{y_j}}{y_j!}.$$

La variable S_j podría servir, como se apuntó anteriormente, de variable endógena en un modelo que tratase de explicar los determinantes de la desigualdad. Sin embargo, dada la escasa variación que presenta esta variable, hemos preferido construir el modelo explicativo a partir de una variable binaria que indique el signo de S_j, tal y como detallamos a continuación.

Cuando $S_j > 0$, el individuo j incurre en un “sobreconsumo”, definido éste como las cantidades de atención sanitaria recibidas por encima de las que reciben, de media, los individuos con características de necesidad iguales a las de j. El caso contrario tiene lugar cuando $S_j < 0$; en esta situación se registraría lo que podríamos llamar un “infraconsumo” de servicios sanitarios. Por último, cuando $S_j = 0$, el individuo en cuestión se encontraría en una situación de “equilibrio”, definido como la igualdad con respecto de la media. De este modo, si definimos s_j como una variable binaria con valor 1 si S_j mayor que 0, y valor 0 en caso contrario, tendremos que s_j puede expresarse como:

$$s_j = F\left(S_j\right) = \begin{cases} 1 & si \quad S_j > 0 \\ 0 & si \quad S_j \leq 0 \end{cases}$$ [17]

Esta s_j puede expresarse como una función que depende de variables de oferta y de demanda, tal que: $s_j = g\left(O_j, D_j\right)$, donde O_j representaría el vector de variables de oferta, y D_j el vector de variables de demanda, que determinan las desigualdades en el consumo. Para identificar los factores que determinan la probabilidad de que s_j sea positiva emplearemos

[17] No obstante, en nuestro caso particular $S_j \neq 0 \quad \forall\, j$, para todos los años y tipos de atención sanitaria analizados.

modelos probit, tal que: $\Pr(s_j = 1) = \Pr(u_j > -b' \cdot x_j) = 1 - F(-b' \cdot x_j)$, donde x_j representa el vector de regresores, y F la función de distribución de la variable aleatoria normal u_j.

A continuación se comenta brevemente qué variables explicativas se utilizan en los modelos probit, en los que la variable dependiente será la s_j correspondiente a cada tipo de atención sanitaria y año considerado.

En primer lugar incluimos la variable *seguro*, definida como una dummy con valor 1 si el individuo es titular o beneficiario exclusivamente de la Seguridad Social[18], y valor 0 cuando, o bien disfruta de doble cobertura, o bien no se encuentra cubierto por la Seguridad Social. La inclusión de esta variable es importante dado que los consumos real y estandarizado están referidos únicamente a los servicios públicos. El hecho de que un individuo registre un consumo positivo, o bien un consumo real superior al estandarizado dependerá crucialmente de si cuenta o no con una doble cobertura sanitaria. En el primer caso, es muy probable que los datos reflejen una cierta sustitución entre atención pública y privada.

En segundo lugar, se ha incluido una variable indicativa del coste de oportunidad que implica el consumo de atención sanitaria: la dummy *activo*, que toma valor 1 si el individuo trabaja (0 en caso contrario). Es de esperar que esta variable influya negativamente sobre la probabilidad de disfrutar de un cierto “sobreconsumo”, ya que el coste en términos de tiempo que supone consumir servicios sanitarios ejercerá un efecto disuasorio sobre los individuos que trabajan.

En tercer lugar, la variable *casado* es también una variable ficticia, que toma valor 1 si el entrevistado está casado, y 0 en caso contrario. Incluimos esta variable dado que las personas solteras tienden a utilizar más intensivamente los servicios sanitarios.[19]

Por otro lado, se definen otras dos dummies -*fuma* y *deporte*-, que representan de algún modo la predisposición de los individuos hacia el consumo sanitario: su valoración del activo “salud” y su interés por invertir para subsanar el proceso de depreciación que este activo sufre con el paso del tiempo.[20] La variable *fuma* toma valor 1 si el individuo fuma -diaria u ocasionalmente-, y 0 en caso contrario. La dummy *deporte* toma valor 1 si el entrevistado practica en su tiempo libre alguna actividad deportiva de manera regular -0 en caso contrario-.

Como variables aproximativas del grado de información de los individuos se incluyen dummies que representan el nivel de estudios de los entrevistados. En concreto, se emplean las siguientes: *nest2* toma valor 1 si el individuo posee algún estudio, pero su nivel no excede de los estudios acabados entre los 14 y los 15 años, y valor 0 en caso contrario; *nest3* toma valor 1 si el nivel de estudios corresponde a los terminados entre los 16 y los 19 años, 0 en caso contrario; finalmente *nest4* es igual a 1 si el individuo posee estudios posteriores, sean o no universitarios, y es igual a 0 en otro caso. La categoría omitida, por lo tanto, se corresponde con la categoría “ningún estudio”.

---

[18] Las modalidades de seguro que se incluyen en este caso son: Seguridad Social y Mutualidades del Estado acogidas a la Seguridad Social.

[19] Véase Gerdtham U.G. (1997), op.cit., pág. 306.

[20] Para un desarrollo formalizado de esta idea, véase: Grossman M. (1972), “A Stock Approach to the Demand for Health”, en Grossman M., *The Demand for Health: A Theoretical and Empirical Investigation*, NBER, Columbia University Press, cap. I, pp. 1-10. Incluido en Culyer A.J. (1991): *The Economics of Health*, vol. I, Edward Elgar Publishing Limited, England, pp. 63-73.

Para representar las dificultades en el acceso a los servicios sanitarios se incluye un conjunto de dummies indicativas del tamaño de hábitat en el que residen los individuos. La categoría omitida es la que corresponde a las áreas de menos de 10.000 habitantes. La dummy *habitat1* toma valor 1 cuando el individuo en cuestión reside en un área cuya población oscila entre los 10.001 y los 50.000 habitantes (0 en caso contrario); *habitat2* es la dummy correspondiente a la categoría de 50.001 a 100.000 habitantes; *habitat3* toma valor 1 si el área de residencia tiene entre 100.001 y 400.000 habitantes; *habitat4* representa la categoría 400.001 a 1.000.000 de habitantes y, por último, *habitat5* toma valor 1 si el individuo reside en una población con más de 1.000.000 de habitantes.

Una de las cuestiones sobre las que se centra el interés de este trabajo es comprobar si, efectivamente, existe un gradiente social significativo en la desigualdad en la utilización de servicios públicos sanitarios, tal y como ha sido definida previamente. Como proxy del estatus socioeconómico de los individuos incluimos variables representativas de la clase social, construidas a partir de la clasificación elaborada cabo por la Comisión Científica de Estudios de las Desigualdades Sociales en Salud en España.[21] En concreto, las variables incluidas son las siguientes: *clase2*, dummy que toma valor 1 si el individuo pertenece a la clase social II, 0 en caso contrario; *clase3*, que toma valor 1 cuando el entrevistado pertenece a la clase III y, por último, *clase4*, con valor 1 si el individuo aparece clasificado en la clase social más baja. La categoría omitida es, por lo tanto, la correspondiente a la clase I. Estas dummies, al estar elaboradas a partir de información sobre las ocupaciones, también reflejan de algún modo el coste de oportunidad de acudir a los servicios médicos.

Finalmente, se incluyen en el análisis las variables de morbilidad, sexo y edad definidas con anterioridad. Además de tener influencia en el consumo medio considerado como nivel de referencia, es probable que las variables citadas influyan en el hecho de que un individuo se sitúe por encima/por debajo de dicho nivel. Por este motivo resulta conveniente incorporarlas también en la estimación de las s_j.

Hasta el momento sólo se han propuesto como regresores variables indicativas de la demanda. No obstante, tal y como se había comentado anteriormente, es de esperar que las pautas de utilización de los servicios sanitarios se vean influidas por factores de oferta, como puede ser el número de médicos que trabajan para el Sector Público, o el número de camas hospitalarias disponibles para atender a los pacientes en cada región. Por este motivo se prevee incluir en el trabajo variables como las descritas.

[21] Véase: Ministerio de Sanidad y Consumo (1996): *Desigualdades sociales en salud en España*, Madrid. Las categorías sociales se crean en función de la variable "ocupación" declarada por los individuos.

Bibliografía:

Abásolo I. (1997), *La Economía del Gasto Sanitario en la Comunidad Autónoma Canaria (1989-1993)*, cap. 5. Tesis doctoral presentada en el Departamento de Economía Aplicada de la Universidad de La Laguna.

Cameron A.C. y Trivedi P.K. (1986), "Econometric models based on count data: comparisons and applications of some estimators and tests", *Journal of Applied Econometrics,* vol.1, pp.29-53.

Cameron A.C. y Trivedi P.K. (1990), "Regression-based tests for overdispersion in the Poisson model", *Journal of Econometrics*, 46, pp.347-364.

Encuesta Nacional de Salud de España 1987, Ministerio de Sanidad y Consumo (1989).

Encuesta Nacional de Salud de España 1993, Ministerio de Sanidad y Consumo (1995).

Encuesta Nacional de Salud de España 1995, Ministerio de Sanidad y Consumo (1997).

Gerdtham U.G. (1997), "Equity in health care utilization: further tests based on hurdle models and swedish micro data", *Health Economics*, vol. 6, pp.303-319.

Grogger J.T. y Carson R.T. (1991): "Models for truncated counts", *Journal of Applied Econometrics*, vol.6, pp.225-238.

Ministerio de Sanidad y Consumo (1996): *Desigualdades sociales en salud en España,* Madrid.

Mullahy J. (1986): "Specification and testing of some modified count data models", *Journal of Econometrics*, 33, pp.341-365.

Pohlmeier W. y Ulrich V. (1995), "An econometric model of the two-part decisionmaking process in the demand for health care", *The Journal of Human Resources*, vol. 30, pp.339-361.

Rodríguez M., Calonge S. y Reñé J. (1993), "Equity in the finance and delivery of health care in Spain", en *Equity in the finance and delivery of health care. An international Perspective*, Oxford University Press, pp. 201-218.

Rutten F., van Doorslaer E. y Wagstaff A. (eds) (1993), *Equity in the finance and delivery of health care:An international perspective*. Oxford University Press.

StataCorp. (1995), *Stata Statistical Software: Release 4.0*. College Station, TX: Stata Corporation.

Wagstaff A. y Van Doorslaer E. (1996), "Measuring and Testing for Inequity in the Delivery of Health Care", School of Social Sciences, University of Sussex (mimeo).