

MODELIZACIÓN DE LA ELICITACIÓN ITERATIVA EN VALORACIÓN CONTINGENTE.

APLICACIÓN A LA EXPANSIÓN DE UNA RED DE CAMINOS REALES

Jorge Araña (*) y Carmelo León

Resumen

La estimación de los beneficios de los bienes públicos requiere de métodos específicos para sortear los problemas en la revelación correcta de las preferencias sociales. Los métodos directos basados en cuestionarios, como la valoración contingente, utilizan como elemento esencial algún método de elicitación para obtener el valor individual. Los métodos iterativos o secuenciales tienen la ventaja de que emulan la forma en la que las personas piensan acerca del valor de los bienes. En este trabajo se propone un método econométrico para recoger el cambio de comportamiento de los sujetos con los métodos iterativos. El método utiliza las técnicas del muestreo de Gibbs y del aumento de datos para simular la distribución a posteriori obtenida al final del proceso iterativo. Esta distribución recoge la actualización del valor individual a medida que el sujeto enfrenta nuevos precios. La metodología se aplica a la estimación de los beneficios de una expansión de la red de caminos reales de Gran Canaria, que constituye un bien patrimonial histórico cuya exclusión no es posible desde el punto de vista social. Los resultados muestran que la modelización del proceso secuencial mejora sustancialmente las predicciones del modelo econométrico, obteniendo estimaciones más eficientes y menos sesgadas.

PALABRAS CLAVE: Bienes públicos, Caminos reales, Métodos iterativos, Valoración Contingente.

(*) Dirección de Contacto, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, Edificio de Económicas, Módulo C.1.18, Campus Universitario de Tafira. CP: 35017, Las Palmas de Gran Canaria (Islas Canarias). TF: 928458118. E-mail: jorgea@empresariales.ulpgc.es

1. Introducción

La valoración de bienes medioambientales posee el inconveniente de no poder ser abordada a través de los métodos tradicionales existentes en la teoría económica. Fundamentalmente, el hecho de que estos bienes no posean un mercado en el que ser intercambiados origina que tengamos que buscar alguna herramienta alternativa para su valoración. En este contexto, una solución la encontramos en los métodos de preferencias declaradas. Estos métodos implican la construcción de un mercado a través de un cuestionario estructurado. La valoración contingente puede ser vista como el método de preferencias declaradas más simple. En estos métodos el individuo recibe una o más preguntas que nos permiten inferir sus preferencias por el bien medioambiental o de no-mercado. Estas preguntas implican distintos procesos de elicitación, que suelen combinarse con el propósito de incrementar o enriquecer la información presentada por el individuo que está siendo encuestado. Por ejemplo, la expansión del método dicotómico simple (DCS) añadiéndole una o dos preguntas adicionales nos lleva al método dicotómico doble (DCD) o triple (DCT) respectivamente (Hanneman et al. (1991) y Langford et al. (1996)). El tradicional “bidding game” utilizado por Davis (1963) y Randall et al. (1974) pueden ser también vistos como métodos de elicitación combinados, ya que consisten en una sucesión de preguntas binarias si/no hasta concluir con una pregunta abierta (open-ended), Bateman y et al. (1999).

El principal propósito de este trabajo es el de proporcionar un modelo econométrico que incorpore el cambio en el comportamiento que experimenta el individuo a lo largo del proceso de iteración. Este tipo de datos requiere un modelo adecuado que considere la revisión sucesiva de la valoración del bien medioambiental proporcionada por el individuo.

Nuestra estrategia de modelización se basa en el concepto Bayesiano de actualización de las preferencias, lo que permite al investigador modelizar la valoración del individuo en cada etapa del proceso incorporando los resultados de las etapas anteriores. La investigación en métodos de elicitación iterativos hasta ahora no ha prestado suficiente atención al proceso iterativo que se desarrollen la construcción del mercado. Este proceso posee implicaciones econométricas que no son consideradas mediante otros métodos estándares, lo que nos lleva a resultados sesgados e ineficientes.

La principal ventaja de los métodos de elicitación iterativos es que el investigador obtiene más información acerca de las preferencias del individuo. Sin embargo, la elicitación iterativa implica en el sujeto otros efectos, ya que se le pregunta de diferentes maneras por el mismo bien. Harrison y Kriström (1995) sugieren que el individuo puede utilizar las preguntas iterativas para comportarse estratégicamente, por ejemplo puede pensar que dado que el precio del bien no está fijado puede influir en él con sus respuestas. Por tanto, los procesos de elicitación que implican varias preguntas de valoración sobre el mismo bien conllevan un proceso comportamental que debería ser adecuadamente modelado para obtener resultados adecuados del valor del bien de no-mercado.

2. Los modelos de “Última Etapa”

Considérese la primera etapa de un proceso de elicitación que implique responder positiva o negativamente al pago de un determinado precio. Siguiendo la parametrización de Cameron (1988), la variable latente disposición a pagar (WTP) posee dos componentes, uno determinístico μ y otro aleatorio ε . Por tanto, la disposición a pagar en la primera etapa se define como $WTP_i = \mu_i + \sigma \varepsilon_i$, donde μ_i y σ son, respectivamente, la media y la desviación típica de la WTP, y ε_i es el término de error, que se distribuye de manera normal estándar, esto es, con media cero y desviación típica uno.

La respuesta observada $\{y_{i1}\}$ al precio ofrecido $\{B_{i1}\}$ puede tomar valor uno o cero, indicando que la disposición a pagar (WTP_{i1}) es mayor o menor que el precio ofrecido, respectivamente. Suponiendo independencia entre las respuestas, la probabilidad de que un individuo i proporcione una respuesta afirmativa al precio (B_{i1}) es

$$\Pr ob(y_{i1} = 1) = \Pr ob(\mu_i + \sigma \varepsilon_i > B_{i1}) = \Pr ob\left(\varepsilon_i > \frac{B_{i1} - \mu_i}{\sigma}\right) = F\left(\frac{B_{i1} - \mu_i}{\sigma}\right) \quad (1)$$

donde $\mu_i = x_i' \beta$ es el predictor lineal asociado al vector de parámetros de la regresión β de orden $k \times 1$ y al vector de covariables x_i . El predictor lineal genera la probabilidad de una respuesta positiva a través de una función de distribución conocida $\{F\}$, llamada “link function”.

Los parámetros β y σ pueden ser estimados mediante máxima verosimilitud. Sin embargo, consideraremos que existe alguna información a priori que el investigador podría conocer sobre los parámetros del modelo binario. En este caso, convendría estimar el modelo bajo un enfoque bayesiano. Para ello vamos a asumir que las distribuciones a priori toman las

siguientes formas $\beta/\sigma^2 \sim N(\beta_0, V_1)$ y $\sigma^2 \sim GI(a_1/2, b_1/2)$, donde N hace referencia a la función de densidad normal y GI a la gamma inversa.

La distribución a posteriori puede ser evaluada mediante el uso del algoritmo del muestreo de Gibbs (MB) combinado con la técnica del aumento de datos (AD)(ver detalles en Chib (1992) y Albert y Chib (1993)). El aumento de datos supone generar variables continuas definidas en los intervalos censurados resultantes de las respuestas al método dicotómico (Tanner y Wong (1987)). Esto es, un conjunto de variables aleatorias WTP_{i1} son generadas para WTP positivas, tales como $WTP_{i1} > B_{i1}$ si $y_{i1}=1$ y $WTP_{i1} < B_{i1}$ si $y_{i1}=0$. En resumen, la parte negativa de la distribución se modeliza considerando z_i una variable dicotómica que toma el valor cero si la WTP del individuo es igual a cero, y toma el valor uno en otro caso. Debido a que la variable dependiente sigue una distribución normal, $WTP_{i1} \sim N(x_i'\beta, \sigma^2)$, el MG implica muestrear iterativamente de las funciones de densidad condicionadas de $\{\beta, \sigma^2, WTP_{i1}, E(WTP_{i1})\}$ que toman la siguiente forma:

$$f(WTP_{i1} | y_{11}, \dots, y_{n1}, z_1, \dots, z_n, \theta) = \begin{cases} \phi(WTP_{i1} | x_i, \beta, \sigma^2) T [B_{i1}, \infty] & \text{if } z_i y_{i1} = 1 \\ \phi(WTP_{i1} | x_i, \beta, \sigma^2) T [0, B_{i1}] & \text{if } z_i (1 - y_{i1}) = 1 \\ \phi(WTP_{i1} | x_i, \beta, \sigma^2) T [-\infty, 0] & \text{if } z_i = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\pi(\beta | y_1, \dots, y_n, z_1, \dots, z_n, WTP_{11}, \dots, WTP_{n1}, \sigma^2) = \phi(\beta | \hat{\beta}_{WTP}, \tilde{V}) \quad (3)$$

$$\pi(\sigma^2 | y_1, \dots, y_n, z_1, \dots, z_n, WTP_{11}, \dots, WTP_{n1}, \beta) = f_{GI}\left(\sigma^2 \left| \frac{a_2}{2}, \frac{b_2}{2}\right.\right) \quad (4)$$

donde $\phi(\cdot) I[a,b]$ es la función de densidad normal truncada en el intervalo $[a,b]$, f_{GI} es la función de densidad de la gamma inversa y

$$\tilde{V} = \left(\frac{1}{\sigma^2} \sum_{\substack{i=1 \\ z_i \neq 0}}^n x_i x_i' + (V_1)^{-1} \right)^{-1}, \hat{\beta}_{WTP} = \tilde{V} \left(\frac{1}{\sigma^2} \sum_{\substack{i=1 \\ z_i \neq 0}}^n x_i WTP_{i1} + (V_1)^{-1} \beta_0 \right)$$

$$b_2 = b_1 + \sum_{\substack{i=1 \\ z_i \neq 0}}^n (WTP_{i1} - x_i' \beta)^2 \quad a_2 = a_1 + r \quad r = \sum_{i=1}^n z_i$$

El algoritmo del MG se puede resumir en las siguientes etapas:

0. Determinar los valores iniciales para β y σ . Estos valores suelen ser los obtenidos por máxima-verosimilitud o mínimos cuadrados ordinarios.
1. Se generan los valores muestrales de WTP_{i1} a partir de la distribución (2) condicionados a los valores previos de β y σ .
2. Se obtiene la media aritmética de WTP_{i1} , $i=1..n$. Este será un valor muestral de $E(WTP)$.
3. Muestramos β a partir de la distribución (3) condicionada al más reciente valor de σ y WTP_{i1} obtenido en la etapa 1.
4. Muestramos de σ a partir de (4) condicionado a los más recientes valores de β y WTP_{i1} obtenidos en las etapas anteriores.
5. Se repiten los pasos 1 a 4 hasta alcanzar la convergencia.

Después de un periodo inicial de convergencia, los valores generados mediante el uso del algoritmo pueden ser tomados como simulaciones de la distribución conjunta a posteriori $\{E(WTP), \beta, \sigma^2|Y\}$. Estas series de valores simulados son utilizados para estimar los momentos a posteriori de los parámetros después de eliminar los primeros d valores de la cadena (*burn in*).

Considérese una segunda pregunta en el proceso de elicitación de la disposición a pagar por la mejora de los caminos reales (DCD). El segundo precio ofrecido (B_{i2}) es mayor que el primero (B_{i1}) si el individuo i responde positivamente a la primera pregunta y viceversa. Sean y_{i1}, y_{i2} las respuestas a la primera y segunda cuestión respectivamente, la etapa 1 en el algoritmo del MG implica muestrear de WTP_{i2} a partir de la siguiente distribución condicional:

$$f(WTP_{i2} | y_{i1}, \dots, y_{i2}, z_1, \dots, z_n, \theta) = \begin{cases} \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) T[B_{i2}, \infty] & \text{if } y_{i1} y_{i2} z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) T[B_{i1}, B_{i2}] & \text{if } y_{i1} (1 - y_{i2}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) T[B_{i2}, B_{i1}] & \text{if } y_{i2} (1 - y_{i1}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) T[0, B_{i2}] & \text{if } (1 - y_{i1})(1 - y_{i2}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) T[-\infty, 0] & \text{if } z_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

Se pueden incorporar más fases en el proceso de elicitación (DCM), lo que nos llevaría a modificaciones adecuadas de las distribuciones condicionadas.

3. Modelo Comportamental

Los modelos presentados en el apartado anterior no consideran el cambio comportamental que el individuo puede experimentar durante el transcurso del proceso de elicitación. Con el objetivo de considerar este proceso, en cada fase del proceso de elicitación, la distribución a posteriori será tomada en cuenta como información a priori de las etapas sucesivas. Como se observará en los resultados, esto nos permite reducir el sesgo potencial incorporado en las sucesivas preguntas si se estima el modelo únicamente mediante el uso de la verosimilitud final. Un aspecto importante es que no se necesita especificar una forma funcional para el efecto del sesgo (anclaje, punto de partida o cambio estructural). El supuesto implícito es que la verdadera disposición a pagar se encuentra influenciada por las respuestas a la primera pregunta.

Para la segunda etapa, los datos del DCD se modelizan de acuerdo con la información obtenida de las respuestas de la primera pregunta. Por tanto, el DCD se estima usando como información a priori la distribución a posteriori obtenida después de estimar el DCS de las respuestas a la primera pregunta. Este proceso permite actualizar las respuestas de la primera pregunta, en el sentido que incorpora más información de la segunda etapa. Por tanto, la distribución a posteriori, que tiene en cuenta el proceso comportamental, será proporcional al producto de la posteriori del DCS por la verosimilitud del DCD. Esto es,

$$\prod_{i=1}^n \left\{ \left(\Phi \left(\frac{B_{i1} - x_i \beta}{\sigma} \right) \right)^{y_{i1}} \left(1 - \Phi \left(\frac{B_{i1} - x_i \beta}{\sigma} \right) \right)^{(1-y_{i1})} (\pi_{nn}^i)^{(1-y_{i2})(1-y_{i2})} (\pi_{yy}^i)^{y_{i2}y_{i2}} (\pi_{ny}^i)^{(1-y_{i2})y_{i2}} (\pi_{ny}^i)^{y_{i1}(1-y_{i2})} \right\}^{z_{i1}}$$

$$\times \prod_{i=1}^n \left(\Phi \left(\frac{-x_i \beta}{\sigma} \right) \right)^{2(1-z_{i1})} \pi(\beta) \pi(\sigma)$$

(7)

donde

$$\pi_{nn}^i = \Phi\left(\frac{B_{i2} - x_i\beta}{\sigma}\right)$$

$$\pi_{yy}^i = 1 - \Phi\left(\frac{B_{i2} - x_i\beta}{\sigma}\right)$$

$$\pi_{ny}^i = \Phi\left(\frac{B_{i1} - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{B_{i2} - x_i\beta}{\sigma}\right)$$

$$\pi_{yn}^i = 1 - \Phi\left(\frac{B_{i1} - x_i\beta}{\sigma}\right) - \left(1 - \Phi\left(\frac{B_{i2} - x_i\beta}{\sigma}\right)\right)$$

$\Phi(\cdot)$ es la función de distribución de una normal estándar, y $\pi(\beta)$, $\pi(\sigma)$ son las funciones de densidad de los parámetros a priori descritos en el apartado anterior. Para simular de esta distribución se pueden considerar las distribuciones condicionales de cada etapa del proceso de elicitación. De esta manera, el algoritmo de simulación para la posteriori de la segunda etapa quedaría de la siguiente manera:

0. Determinar los valores iniciales para β y σ .
1. Se generan los valores muestrales de WTP_{i1} y WTP_{i2} a partir de las distribuciones (2) y (5) respectivamente, creando el vector $\overline{WTP}_i = (WTP_{i1}, WTP_{i2})$.

2. Se calculan los valores de $E(WTP)$ mediante la siguiente media

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (WTP_{i1} + WTP_{i2}) / 2.$$

3. Se muestrea de β a partir de la distribución (3) condicionada a los valores más recientes de σ y \overline{WTP}_i obtenidos en el paso 1.

4. Se muestrea de σ a partir de (4) condicionado a los valores más recientes de β y \overline{WTP}_i obtenidos en los pasos anteriores.

5. Se repiten los pasos 1 a 4 hasta alcanzar la convergencia.

Si se deciden añadir más etapas en el proceso de elicitación, la distribución a posteriori se podría evaluar reformulando de manera trivial los pasos 1 y 2 del MG.

4. Datos y Resultados

Los datos empíricos sobre los que se aplicaron los modelos son tomados del estudio de caminos reales en la isla de Gran Canaria (León, 1996). En esta isla en la actualidad existen más de 1000 kilómetros de senderos susceptibles de rehabilitación. El objetivo del estudio es saber hasta qué punto a la población le gustaría que se continuase la política de rehabilitación, si realmente beneficiaría a la población continuar con esta política. Debe notarse que se plantea, por tanto, una posible expansión de la red de caminos reales por encima de los 300 kilómetros que existen en la actualidad. Para garantizar la representatividad de la muestra se impusieron parámetros de estratificación por edad, sexo,

y municipio de la isla de Gran Canaria. Se realizaron 750 entrevistas, una por vivienda. A pesar de que la tasa de respuestas puede ser relativamente baja (57%), la muestra obtenida es representativa de la isla de Gran Canaria, conduciendo a un error muestral del 3.2%¹.

El proceso de elicitación fue un DCD. Los precios iniciales fueron aleatoriamente distribuidos entre la muestra. El vector inicial de precios para la primera pregunta fue obtenido a partir del análisis de las respuestas a una pregunta abierta en el pre-test. Estas respuestas nos permiten construir una distribución a priori para la pregunta de disposición a pagar, a partir de los parámetros que van a ser evaluados. Siguiendo a Cooper (1993) el diseño proporcionó un vector de 5 componentes a través de la distribución empírica conjunta. Con el objetivo de generar intervalos iguales entre la muestra, el segundo precio fue establecido como el inmediatamente inferior o superior en el vector (según se contestase afirmativa o negativamente a la primera pregunta).

Las respuestas muestrales son obtenidas en cada punto del proceso de elicitación, haciendo posible la modelización de los datos de manera separada y agrupada en un proceso comportamental. La principal ventaja de la estimación bayesiana es que proporciona estimadores más eficientes en muestras finitas o pequeñas. Por tanto, para los modelos de “última etapa” sólo se presentan los resultados obtenidos por los métodos bayesianos desarrollados en la sección 2. El objetivo es comparar los modelos entre las sucesivas etapas del proceso de elicitación, con lo que se podrán evaluar las mejoras potenciales que se obtienen mediante la modelización del proceso comportamental en las respuestas sucesivas.

¹ Este error ocurre en el caso más desfavorable de la estimación de proporciones con $p=0.5$.

Las variables explicativas que han sido incluidas en la especificación del modelo se describen en la tabla 1. La forma funcional de la función de valor es lineal con una “link function” normal para la WTP. Las variables explicativas toman los valores esperados para todos los modelos considerados, es decir, WTP creciente con los ingresos, longitud de la expansión de la red de senderos y expectativa de uso de los mismos.

La tabla 2 presenta los resultados del modelo comportamental del proceso iterativo de elicitación. El modelo DCD fue estimado de dos maneras distintas, según se considerase una distribución a priori no informativa o completamente informativa procedente de la primera pregunta. El DCS sólo puede ser estimado mediante el uso de una a priori no informativa ya que no existe información anterior sobre los parámetros. El DCD nos lleva a estimaciones más eficientes ya que reduce la dispersión de WTP. La media y la mediana para ambos modelos bajo una estructura de distribución a priori no-informativa son significativamente distintos a un nivel del 95 %. Cuando se considera la existencia de información de la primera etapa, y esta se considera como a priori para la segunda, se puede apreciar como los resultados del DCD se encuentran dentro del intervalo de credibilidad del 95 % del DCS, mientras que reducen la media de la WTP en un 14 %. Por tanto, los resultados de ambas etapas no son significativamente distintos si el proceso comportamental se modeliza a través de una estimación bayesiana informativa.

El incremento en la eficiencia al considerar una a priori informativa en el DCD se obtiene también con respecto al modelo DCS. Se puede observar como los estimadores son más eficientes bajo la estructura informativa, por lo que se parece que la consideración del proceso comportamental a lo largo del árbol de elicitación incrementa la eficiencia de la

parte determinística de la WTP. Esta es la parte que explica el comportamiento de los individuos en función de sus características socioeconómicas y personales. El modelo DCD que no considera su dependencia con las respuestas de la primera pregunta incrementa la incertidumbre sobre la posibilidad de predecir las respuestas basándose en las características específicas.

Por otra parte, los intervalos de confianza son sustancialmente menores en la segunda etapa que en la primera. Esto se debe a que la varianza de la WTP se reduce a lo largo del proceso secuencial de elicitación, incrementando así la eficiencia. Esto puede ser interpretado como la presencia de un proceso de aprendizaje individual que reduce la dispersión de los valores estimados. Este proceso de aprendizaje es producto del proceso de maduración de las preferencias del individuo para con los “camino reales” que se produce sólo en los métodos iterativos de elicitación.

Con el objetivo de comparar el ajuste de las diferentes estrategias de modelización, se realiza un experimento de Monte Carlo. Los datos fueron simulados bajo el supuesto de que los parámetros verdaderos de la distribución de la WTP eran conocidos. De esta manera se conoce la verdadera WTP para cada individuo, con lo que se simulan sus respuestas al cuestionario planteado. La bondad de los distintos modelos fue evaluada mediante la raíz del error cuadrático medio (RECM) como porcentaje de la verdadero valor medio de la WTP. La tabla 3 presenta los resultados para todos los modelos considerados, además de para las estimaciones maximo-verosímiles. Los parámetros usados para la simulación proceden de León (1996).

Se puede apreciar como el modelo con menor RMSE es el que posee una distribución informativa del DCD. Este es el modelo que representa el proceso comportamental a lo largo del árbol de elicitación, donde los datos de las etapas sucesivas son combinados con los resultados de la etapa anterior siguiendo el proceso de actualización de las preferencias implícito en el teorema de Bayes. En resumen, la comparación entre el DCS y el DCD con y sin información a priori muestran que la mejora del modelo incrementa a medida que el individuo se adentra en un proceso iterativo de elicitación. Esta mejora es mucho más importante a medida que el tamaño muestral es más reducido.

5. Conclusiones

La valoración de bienes de no-mercado cada vez se basan más en el uso de métodos de elicitación iterativos. Estos métodos proporcionan mayor información sobre las preferencias de los individuos a través de la realización de varias preguntas de valoración sucesivas. Esta información puede ser especialmente útil cuando el individuo no posee experiencia en la valoración de bienes de no-mercado, permitiéndole construir sus preferencias mientras se va enfrentando a diferentes precios y situaciones del bien. El formato DCS propuesto por el “NOAA panel” en valoración contingente (Arrow et al. (1993)) es el método de elicitación más simple y directo, pero no permite la formación de preferencias. Los métodos de elicitación pueden ser combinados, generando un proceso secuencial a lo largo del cual el consumidor toma elecciones ante diferentes situaciones. De hecho, los recientemente propuestos métodos de elección discreta o “choice” sobre múltiples situaciones se presentados al sujeto secuencialmente, con el propósito de obtener tanta información como

sea posible de las decisiones de elección que nos llevan a la determinación del valor económico.

En este trabajo se han propuesto modelizaciones econométricas que, si se mantienen los resultados en otras bases de datos, mejoran indudablemente los procesos de elicitación iterativa. Se considera un árbol de elicitación DCD que implica la realización de dos preguntas binarias sucesivas. El modelo combina la distribución a posteriori resultante de la primera etapa con los datos obtenidos en la segunda pregunta. Por tanto, cada etapa del proceso contribuye al modelo mediante la actualización de la distribución a posteriori a través del teorema de Bayes. Las técnicas utilizadas para resolver el problema de estimar una distribución a posteriori compleja son el uso del muestreo de Gibbs y el aumento de datos. La combinación de estas técnicas nos permite simular de la distribución a posteriori a partir de las condicionales, que existen y son sencillas de muestrear. La estimación bayesiana proporciona mejores resultados a medida que el tamaño muestral es reducido, ya que sus estimaciones no descansan en propiedades asintóticas como lo hacen los maximoverosímiles.

Los resultados indican que la inclusión del modelo comportamental proporciona los estimadores más eficientes de la WTP. Estas mejoras en la eficiencia se obtienen tanto para la media como para la mediana de la WTP, así como para la parte determinística de la función de la WTP. Por tanto, parece que existe un proceso comportamental de aprendizaje a lo largo del árbol de iteración, lo que se refleja en la reducción de la varianza de los estimadores. Las simulaciones de Monte Carlo muestran que el modelo más informativo presenta el mejor ajuste a los valores reales para todas las medidas utilizadas. Por tanto, la

modelización de los formatos de elicitación de las preferencias debería considerar el proceso completo que implica el proceso secuencial. Este proceso permite al individuo formar sus preferencias y reflejarlo en el valor proporcionado al bien medioambiental.

References

Alberini, A. Kanninen B., and Carson R. T., (1997): “Modeling Response Incentive Effects in Dichotomous Choice Contingent Valuation Data.” *Land Economics* 73 (3), pp. 309-324.

Albert, J.H. and Chib, S. (1993): “Bayesian Analysis of Binary and Polichotomous Response Data”, *Journal of American Statistical Association*, 88, pp. 669-679.

Arrow, K. Solow, R., Portney, P., Leamer, E., Radner, R. and Schuman, H. (1993): “Report of the National Oceanic and Atmospheric Administration Panel on Contingent Valuation”. *Federal Register* 58, pp. 4602-4614

Bateman, I.J. Langford, I.H. and Rasbash, J. (1999): “Willingness-to-Pay Question Format in Contingent Valuation Studies”, in Bateman, I.J. and Willis, K.G. (eds.): *Valuing Environmental Preferences*, pp.511-539, Oxford University Press, Oxford, U.K.

Cameron, T.A. (1988): “A New Paradigm for Valuing Non-market Goods Using Referendum Data: Maximum Likelihood Estimation by Censored Logistic Regression”. *Journal of Environmental Economics and Management*, 15, pp. 355-379.

Cameron, T. A. and Quiggin J. (1994): “Estimation Using Contingent Valuation Data from a ‘Dichotomous Choice with Follow-up’ Questionnaire.” *Journal of Environmental Economics and Management* 27 (3), pp. 218-34.

Chib, S. (1992): "Bayes Inference in the Tobit Censored Regression Model". *Journal of Econometrics*, 51, pp. 79-99.

Cooper, J.C. (1993): "Optimal bid selection for dichotomous contingent valuation surveys". *Journal of Environmental Economics and Management* 24, pp. 25-40.

Crocker, T. and J. Shogren. (1991): "Preference learning and Contingent Valuation Methods." In *Environmental Policy and the Economy*, eds. F. Dietz, F. van der Ploeg, and J. van der Straaten. New York: Elsevier Science.

Davis, R.K. (1963): *The value of outdoor recreation: An economic study of the Maine Woods*, Ph.D. thesis, Harvard University.

Devroye, Luc (1986): "Non-Uniform Random Variate Generation". Springer-Verlag, New York, NY.

Hanemann, W.M. J. Loomis, and B. Kanninen (1991): "Statistical efficiency of double-bounded dichotomous choice contingent valuation", *American Journal of Agricultural Economics* 73 (Nov), pp.1255-1263.

Harrison, G.W. and Kriström, B. (1995): "On the Interpretation of Responses in Contingent Valuation Surveys", in Johansson, P-O, Kriström, B. and Mäler, K-G. (eds.): *Current Issues in Environmental Economics*, Manchester University Press, Manchester, UK.

Herriges, J. and J. Shogren. (1996): "Starting Point Bias in Dichotomous Choice Valuation with Follow-up Questioning." *Journal of Environmental Economics and Management* 30, pp. 112-31

Horowitz, J. (1993): "A New Model of Contingent Valuation", *American Journal of Agricultural Economics*, 75 (5), pp. 1268-72.

Lanford, I.H. Bateman, I.J. and Langford, H.D. (1996): "A Multilevel Modelling Approach to Triple-bounded Dichotomous Choice Contingent Valuation", *Environmental and Resource Economics*, 7 (3), pp. 197-211.

León, C.J. (1996): "Double Bounded Survival Values for Preserving the Landscape of Natural Parks", *Journal of Environmental Management*, 46, pp. 103-118.

León, C.J. and León, R. (2001): "The Scope and Application of Bayesian Methods in CVM", in Alberini, A., Bjornstad, D.J. and Kahn, J.R. (eds.) *Handbook of Contingent Valuation*, Edward Edgar, London, forthcoming.

León, C.J. and Vázquez-Polo, F.J. (1998): "A Bayesian Approach to Double Bounded Contingent Valuation" *Environmental and Resource Economics* 11, pp.197-215.

McLeod, D.M. and O. Bergland (1999): Willingness-to-Pay Estimates Using the Double-Bounded Dichotomous-Choice Contingent Valuation Format: A Test for Validity and Precision in a Bayesian Framework, *Land Economics* 75 (1), pp. 115-125.

Randall, A. Ives, B. and Eastman, C.(1974): "Bidding Games for Valuation of Aesthetic Environmental Improvements", *Journal of Environmental Economics and Management* 1, pp. 132-49.

Tanner, T.A. and Wong, W.H. (1987): "The Calculation of Posterior Distributions by Data Augmentation". *Journal of American Statistical Association*, 82, pp 528-549.

Viscusi, W. (1989): "Prospective Reference Theory: Toward an Explanation of the Paradoxes." *Journal of Risk and Uncertainty* 2 (3), pp. 235-64.

Tabla 1. Variables explicativas en los modelos de la WTP.

Ingresos	Ingreso Personal Anual del sujeto en Ptas.
Edad	Edad del Individuo en Ptas
Puse	Variable binaria que toma el valor 1 si el sujeto ha utilizado los caminos reales rehabilitados para algún recorrido, y 0 en caso contrario.
P100	Variable binaria que toma el valor 1 si el sujeto prefiere la alternativa de expandir la red en 100 Km, y 0 en caso contrario.(Modalidad de referencia 30 Km)
P300	Variable binaria que toma el valor 1 si el sujeto prefiere la alternativa de expandir la red en 300 Km, y 0 en caso contrario.(Modalidad de referencia 30 Km)
P1000	Variable binaria que toma el valor 1 si el sujeto prefiere la alternativa de expandir la red en 1000 Km, y 0 en caso contrario.(Modalidad de referencia 30 Km)
Inf	Variable binaria que toma el valor 1 si el individuo recibe información de la existencia de potenciales sustitutivos y 0 en caso contrario.

Tabla 2. Modelos Bayesianos del DCS y el DCD con y sin información a priori..

(Errores estándar entre parentesis)

VARIABLES	DCS	DCD con priori no informativa	DCD con DCS como priori
Constante	-166.41 (3045.59)	-68.01 (6085.19)	-272.7 (413.5)
Ingresos	0.1936*** (0.0469)	0.1218*** (0.0213)	0.1303*** (0.0138)
Edad	-689.77*** (157.59)	-434.21*** (89.53)	-462.3*** (59.04)
Puse	1174.67*** (487.05)	356.73 (300.71)	517.01*** (198.92)
P100	2252.28** (1161.78)	1123.62* (777.86)	1341.07*** (500.40)
P300	2985.97 (2536.23)	2974.13 (2337.91)	4155.43*** (1500.88)
P1000	3729.55 (2874.55)	7980.46** (3541.73)	10644.65*** (2407.14)
Inf	-1909.04 (2512.11)	-2904.65 (2293.90)	-3001.32** (1469.08)
σ	31242*** (5392.5)	19252*** (1249.61)	20278*** (897.45)
Media de la WTP (Ptas.) 95 % C.I.	8250 [4298,11517]	5505 [3669,7071]	7068 [5811,8286]
MedianA WTP (Ptas.) 95 % C.I.	8229 [5268,10951]	5039 [4208,6001]	6447 [5594,7305]

* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01

Tabla 3. Resultados de la Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM) como porcentaje de la verdadera media de la WTP en las simulaciones de Monte Carlo.

Método de Estimación del modelo	Tamaño Muestral		
	n = 150	n = 300	n = 700
Método Dicotómico Simple (DCS)			
Máxima Verosimilitud	43.61	34.82	26.57
Bayesiano con a priori no informativa	29.76	23.78	19.62
Método Dicotómico Doble (DCD)			
Máxima Verosimilitud	42.00	31.12	20.34
Bayesiano con priori no informativa	27.36	19.38	17.51
Bayesiano con DCS como a priori	22.21	16.02	14.88

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (WTP_i^e - WTP)^2}{n}}$$