



Hacienda Pública Española / Revista de Economía Pública, 177-(2/2006): 83-105
© 2006, Instituto de Estudios Fiscales

Actualización de las preferencias en procesos iterativos de valoración contingente *

JORGE E. ARAÑA

CARMELO J. LEÓN

Departamento de Análisis Económico Aplicado
Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

Recibido: Octubre, 2005

Aceptado: Abril, 2006

Resumen

La valoración de bienes de no-mercado implica la realización de mecanismos de elicitación iterativos, lo que permite obtener más información acerca de las preferencias de los encuestados y conlleva a la obtención de estimadores más eficientes de las mediciones del cambio en el bienestar. En este trabajo se estudian las mejoras potenciales que pueden ser alcanzadas mediante la modelización de este tipo de datos a través de simulaciones de Monte Carlo vía Cadenas de Markov (MCMC). Para ello se comparan modelos que incluyen distribuciones *a priori* completamente informativas, considerando la posible existencia de efectos anclajes resultantes de las etapas anteriores, y con distribuciones *a priori* no informativas, utilizando datos reales y simulados. Estas distribuciones *a priori* son combinadas con los datos en cada etapa del proceso para conformar las distribuciones *a posteriori*, las cuales son simuladas mediante el muestreo de Gibbs. Los modelos se aplican en un proceso de valoración del parque natural del Teide (Islas Canarias), y consta de dos preguntas dicotómicas sucesivas seguidas de una pregunta abierta. Los resultados muestran cómo al considerar el proceso de actualización de las preferencias implícito en el proceso iterativo se mejoran los ajustes de los modelos en cada etapa y se incrementa la eficiencia.

Palabras clave: Métodos bayesianos, valoración contingente, muestreo de Gibbs, método dicotómico doble, Parques Nacionales.

Clasificación JEL: Q51, C11, C35.

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,

* Los autores quieren agradecer el apoyo del Ministerio de Educación y Ciencia a través de la Subdirección General de Investigación por el apoyo financiero a la realización de dicha investigación a cargo del proyecto SEJ2005-09276/ECON «Avances Metodológicos en los estudios de Preferencias Declaradas para Guiar Políticas Públicas». Comentarios de Roberto León-González, Udo Ebert y los asistentes a los congresos de Economía Pública (Vigo, 2002) y la Asociación Europea de Economistas del Medioambiente y los Recursos Naturales (Southampton, 2001) ayudaron a mejorar el trabajo.

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 (Carson, 1991). En este contexto, una solución la encontramos en los métodos de preferencias declaradas, que se basan en la construcción de un mercado a través de un cuestionario estructurado (Mitchell y Carson, 1989). 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 (DC) 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) puede ser también visto como un método de elicitación combinado, ya que consiste en la realización de una sucesión de preguntas binarias si/no hasta concluir con una pregunta abierta (*open-ended*), ver Bateman *et al.* (1999).

La principal ventaja de los mecanismos de elicitación múltiples o sucesivos es la ganancia potencial en la eficiencia en las medidas de bienestar. Sin embargo, estos formatos de pregunta son criticados debido al sesgo potencial y la falta de credibilidad en la que se incurre en las preguntas sucesivas. Bateman *et al.* (2001) discuten algunas interpretaciones que se les pueden dar a las respuestas de las etapas sucesivas, basadas en las expectativas potenciales de los individuos. De acuerdo con estos argumentos, el individuo puede experimentar cambios en la percepción de sus propias preferencias cuando se enfrenta a precios sucesivos, que pueden ser originados por efecto del cansancio, de la sensación de derroche de fondos públicos al subir el coste de las actuaciones o de reducción de la calidad al bajarlo, del sentido de culpabilidad e indignación, la existencia del efecto polizón (*free rider*), aquiescencia (*yea-saying*). Aunque los autores no consiguen separar todas estas causas de potenciales cambios de comportamiento en las respuestas, concluyen que el argumento de «culpabilidad e indignación» es el que más prevalece. Es por esto que concluyen que los formatos de elicitación múltiples son internamente inconsistentes. McFadden (1994) también encuentra cierta inconsistencia en el método dicotómico doble, después de rechazar la hipótesis de que la primera y la segunda respuesta proceden de la misma distribución.

Desde el trabajo pionero de Davis (1963), la estimación de los datos procedentes de procesos iterativos de elicitación se ha basado únicamente en las observaciones finales del árbol de elección. Este es el caso del tradicional DCD propuesto primeramente por Carson *et al.* (1986), que usa la máxima-verosimilitud para estimar los parámetros del modelo con los datos censurados en intervalos resultantes de las dos preguntas dicotómicas de elección. Otras aproximaciones, como las de Cameron y Quiggin (1994) y Alberini *et al.* (1997), integran las respuestas a las dos preguntas de elección a través de una distribución de probabilidad normal bivalente. Sin embargo, estos modelos no consideran cómo las respuestas de cada etapa pueden estar condicionadas por el proceso comportamental que experimenta el individuo a lo largo de las diferentes cuestiones que se le plantean en el experimento. Esta influencia puede ser modelizada a través de un enfoque Bayesiano, lo que permite introducir racional-

dad teórica en las decisiones del individuo mediante la combinación óptima de las respuestas a las sucesivas etapas del proceso de elicitación.

El principal propósito de este trabajo es el de proporcionar un modelo econométrico que incorpore el cambio en la naturaleza de la información disponible por el investigador a lo largo del proceso de elicitación iterativa. Este tipo de datos requiere un modelo adecuado que considere la revisión sucesiva de la valoración del bien medioambiental declarada por el individuo. Nuestra estrategia de modelización 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 secuencial que se desarrolla en la construcción del mercado. Este proceso posee implicaciones econométricas que no son consideradas por los métodos de estimación 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 Krström (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. Otro aspecto relevante es el hecho de que el individuo pueda reconsiderar, a lo largo del proceso de elicitación, el valor del bien valorado e, incluso, es posible que el mecanismo iterativo de preguntas le permita conocer mejor sus preferencias (Crocker y Shogren, 1991). Por tanto, los procesos de elicitación que implican varias preguntas de valoración sobre el mismo bien conllevan un proceso en el comportamiento del individuo que debería ser modelizado de manera adecuada para obtener resultados precisos del valor del bien de no-mercado.

Una interpretación Bayesiana del DCD fue propuesta por McLeod y Berlang (1999), basada en las contribuciones pioneras de Viscusi (1989) y Horowitz (1993). En este modelo, las creencias *a priori* se representan a través de una distribución beta, que se combina con una función binomial de verosimilitud mediante el teorema de Bayes. El resultado es un esquema de actualización idéntico al sugerido por Herriges y Shogren (1996) para modelizar los efectos anclaje. Esto es, las respuestas a la segunda pregunta se interpretan como una combinación entre la disposición a pagar *a priori* y el primer precio ofrecido en el proceso de elección. Esto nos lleva a una reparametrización de la función de verosimilitud que se estima mediante los métodos de máxima verosimilitud. León y Vázquez-Polo (1998) proponen la única estimación bayesiana existente en la literatura económica que realmente permite considerar el proceso comportamental implícito en los DCD. Sin embargo, esta aproximación se basa en un supuesto bastante restrictivo, como es considerar que la función de verosimilitud para los intervalos censurados sigue una distribución multinomial. Además, en este último trabajo se proponen unos límites arbitrarios sobre los intervalos no censurados y el modelo no permite incorporar covariables que expliquen la disposición a pagar.

En las siguientes secciones se define la modelización bayesiana general para los métodos de elicitación iterativa, aplicándose para el caso particular de dos preguntas dicotómicas

sucesivas seguidas de una pregunta abierta. Los métodos bayesianos permiten incorporar tanto información *a priori* vaga, o de referencia, como distribuciones *a priori* informativas completamente especificadas, que reflejan la historia previa del proceso de elicitación. Estos métodos se basan en el uso del muestreo de Gibbs y de la técnica del aumento de los datos para resolver los problemas técnicos existentes a la hora de simular de la distribución *a posteriori* en cada etapa del proceso. La sección 4 presenta una aplicación concreta sobre la que se estiman los modelos propuestos. En esta sección también se discuten los resultados del modelo de actualización de las preferencias bayesiano, comparándolos con la modelización de máxima verosimilitud estándar y bayesiana con distribución *a priori* no informativa. Finalmente, la sección 5 resume los principales resultados e implicaciones del trabajo.

2. El modelo de actualización de las preferencias

Considérese la primera etapa de un proceso de elicitación que implique responder positiva o negativamente al pago de un determinado precio (B_{1j}) por un incremento en los servicios proporcionados por el bien medioambiental desde q^0 a q^1 . Se denominará $e_i(\cdot)$ la función de gasto para el individuo i , esto es, la inversa de la función indirecta de utilidad con respecto a la renta. Bajo el tradicional supuesto de racionalidad del consumidor, la respuesta a la pregunta de valoración será positiva si $e_i(q^1, V^*) + B_j \leq e_i(q^0, V^*)$ y negativamente en otro caso, donde V^* es algún nivel de utilidad prefijado.

La diferencia de gasto puede ser vista como la máxima disposición a pagar del individuo (WTP) por el cambio experimentado, esto es,

$$WTP_{i1} = e_i(q^1, V^*) - e_i(q^0, V^*) \quad [1]$$

Por tanto, la respuesta observada $\{y_{i1}\}$ al primer precio $\{B_{i1}\}$ tomará valor uno o cero en función de que WTP_{i1} sea mayor o menor que el precio ofrecido. Los modelos tradicionales de VC asumen que la función de gasto no es completamente observada por el investigador. De esta manera, WTP puede ser vista como una variable latente que es función de dos componentes, uno determinístico μ y otro aleatorio ε . En general, podemos definir $WTP_{i1} = WTP_{i1}(\mu_i, \varepsilon_i)$, donde μ es la media de WTP y ε_i es un término de error aleatorio, que se disminuye de manera normal, con media cero y desviación típica σ . Asumiendo que las respuestas son independientes y las covariables fijas, la probabilidad de observar una respuesta positiva al precio B_{i1} vendrá dada por

$$\text{Prob}(y_{i1} = 1) = \text{Prob}[WTP_{i1}(\mu, \varepsilon_i) > B_{i1}] = F_e[WTP_{i1|e}^{-1}(B_{i1}, \mu_i)] \quad [2]$$

donde $\mu_i = x_i' \beta$ es el predictor lineal asociado con un vector de parámetros de la regresión β , de dimensión $k \times 1$, y un vector de covariables x_i y $WTP_{i1|e}^{-1}$ es la inversa de la función de la disposición a pagar con respecto a ε_i . El predictor lineal proporciona la probabilidad de obtener una respuesta positiva a través de una función de distribución conocida $\{F_e\}$ llamada *link function*.

Con el objetivo de obtener mayor información acerca de las preferencias del individuo, se puede realizar una segunda pregunta dicotómica de valoración. La realización de esta segunda pregunta fue propuesta primeramente por Carson *et al.* (1986), conllevando un incremento en la eficiencia de las medidas de bienestar. El segundo precio ofrecido (B_{i2}) es mayor que B_{i1} si el individuo i responde afirmativamente al primer precio y viceversa. Sean y_{i1}, y_{i2} las variables que recogen las respuestas a las dos preguntas de valoración, éstas tomarán valores 1,0 en función de que las respuestas a la primera y segunda pregunta sean si/no respectivamente. La parte negativa de la distribución puede ser modelada mediante la consideración de una variable binaria z_i , que tomará valor cero si WTP declarada por el individuo es nula, y uno en otro caso. Por tanto, la probabilidad de que un individuo se encuentre en cada uno de los intervalos posibles de WTP será,

$$\begin{aligned}
 \pi_{yy}^i &= \text{Pr ob}(y_{i1} = 1; y_{i2} = 1; z_i = 1) = \int_{B_{i2}}^{\infty} f_{\varepsilon} \left[WTP_{i2|\varepsilon}^{-1}(B_{i1}, B_{i2}, \mu_i) \right] dWTP \\
 \pi_{yn}^i &= \text{Pr ob}(y_{i1} = 1; y_{i2} = 0; z_i = 1) = \int_{B_{i1}}^{B_{i2}} f_{\varepsilon} \left[WTP_{i2|\varepsilon}^{-1}(B_{i1}, B_{i2}, \mu_i) \right] dWTP \\
 \pi_{ny}^i &= \text{Pr ob}(y_{i1} = 0; y_{i2} = 1; z_i = 1) = \int_{B_{i2}}^{B_{i1}} f_{\varepsilon} \left[WTP_{i2|\varepsilon}^{-1}(B_{i1}, B_{i2}, \mu_i) \right] dWTP \\
 \pi_{nn}^i &= \text{Pr ob}(y_{i1} = 0; y_{i2} = 0; z_i = 1) = \int_0^{B_{i2}} f_{\varepsilon} \left[WTP_{i2|\varepsilon}^{-1}(B_{i1}, B_{i2}, \mu_i) \right] dWTP \\
 \pi_0^i &= \text{Pr ob}(y_{i1} = 0; y_{i2} = 0; z_i = 0) = \int_{-\infty}^0 f_{\varepsilon} \left[WTP_{i2|\varepsilon}^{-1}(B_{i1}, B_{i2}, \mu_i) \right] dWTP
 \end{aligned} \tag{3}$$

donde f_{ε} es la función de densidad de ε . La función de verosimilitud tomará la siguiente forma:

$$\begin{aligned}
 L(Y_1, Y_2, X | WTP_2) = \\
 \prod_{i=1}^n \left\{ (\pi_{nn}^i)^{(1-y_{i2})(1-y_{i1})} (\pi_{yy}^i)^{y_{i2}y_{i1}} (\pi_{ny}^i)^{(1-y_{i2})y_{i1}} (\pi_{yn}^i)^{y_{i2}(1-y_{i1})} \right\}^{z_i} \left\{ \pi_0^i \right\}^{(1-z_i)}
 \end{aligned} \tag{4}$$

donde $Y_j = (y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{nj})$ para $j = 1, 2$; X es un vector de covariables, y $WTP_2 = (WTP_{12}, WTP_{22}, \dots, WTP_{n2})$, donde n es el número de individuos en la muestra.

Sin embargo, este tipo de modelización no tiene en cuenta la posibilidad de que el individuo experimente un cambio en su comportamiento a lo largo del proceso de elicitación, como se discute en Bateman *et al.* (2001) y McFadden (1994). Con el objetivo de aproximar este proceso, en este trabajo se considera que las respuestas a las preguntas sucesivas están guiadas por las respuestas a la primera pregunta dicotómica, esto es, $WPT_{i2} = WTP_{i2}(WTP_{i1}, \mu_i, e_i)$. Por tanto, los datos procedentes del método dicotómico doble (DCD) deberían incorporar la información obtenida de las respuestas a la primera etapa. De esta manera, la probabilidad de obtener una respuesta positiva al precio B_{i2} vendrá dada por,

$$\text{Prob}(y_{i2} = 1) = \text{Prob} [WTP_{i2}(\mu_i, \varepsilon_i, WTP_{i1}) > B_{i2}] = F_e [WTP_{i2|\varepsilon}^{-1}(B_{i1}, \mu_i, WTP_{i1})] \tag{5}$$

Esta influencia puede ser modelizada a través de un proceso de actualización bayesiano, asumiendo por tanto que las respuestas a la primera y segunda etapa son óptimamente combinadas, esto es,

$$p(WTP_2 | Y_1, Y_2) = \frac{L(Y_1, Y_2, X | WTP_2) p(WTP_2)}{\int L(Y_1, Y_2, X | WTP_2) p(WTP_2) dWTP_2} \propto L(Y_1, Y_2, X | WTP_2) p(WTP_2) \quad [6]$$

donde $p(WTP_2)$ es la distribución *a priori* para WTP_2 , que representa la información disponible acerca de la verdadera WTP antes de la segunda etapa, y $L(\cdot)$ es la función de verosimilitud representada en [4]. Si asumimos que las respuestas a la primera etapa son fruto de las verdaderas preferencias del individuo (Herriges y Shogren, 1996; Whitehead, 2002), entonces esta distribución *a priori* puede ser tomada a partir de los datos procedentes de la primera pregunta. Esto es,

$$p(WTP_2) = \prod_{i=1}^n [1 - F_\varepsilon(B_{i1})]^{y_{i1}} [F_\varepsilon(B_{i1})]^{(1-y_{i1})} p(WTP_1) \quad [7]$$

donde $p(WTP_1)$ es la información disponible sobre la verdadera WTP antes de la primera etapa. Es posible considerar etapas adicionales en el proceso de elicitación, lo que llevaría a una expansión del mecanismo de actualización. Supóngase que se realiza un proceso múltiple de m preguntas sobre WTP . En este caso, la distribución *a posteriori* para WTP_m tomaría la siguiente expresión:

$$p(WTP_m | Y_1, Y_2, \dots, Y_m) = \frac{L(Y_1, Y_2, \dots, Y_m, X | WTP_m) p(WTP_m)}{\int L(Y_1, Y_2, \dots, Y_m, X | WTP_m) p(WTP_m) dWTP_m} \quad [8]$$

con,

$$p(WTP_m) = p(WTP_{m-1} | Y_1, Y_2, \dots, Y_{m-1}) = \prod_{j=2}^{m-1} L(Y_1, \dots, Y_j, X | WTP_j) L(Y_1, X | WTP_1) p(WTP_1).$$

3. Estimación de los modelos de «Última Etapa»

En esta sección se desarrollan los métodos de simulación de Monte Carlo para estimar la distribución *a posteriori* cuando el investigador no considera las potenciales implicaciones en el comportamiento implícitas en los procesos de elicitación iterativa. Estos métodos se comparan con las técnicas de estimación alternativas, que incorporan el proceso de actualización de las preferencias, y que se desarrollan en la siguiente sección. En general, considérese una función lineal de WTP (Cameron, 1988), esto es, $WTP_{ij} = \mu_i + s e_i$ para cada etapa j del proceso de elicitación. Asímanse las siguientes distribuciones *a priori* $\beta/\sigma^2 \sim N(\beta_0, V_1)$ 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 (GS) combinado con la técnica del aumento de datos (DA), de manera similar a la propuesta por primera vez por Chib (1992) y Albert y Chib (1993) y desarrollada para la modelización de datos procedentes de DC en valoración contingente por Araña y León (2005).

El aumento de datos permite generar variables continuas definidas en los intervalos censurados resultantes de las respuestas al método dicotómico [Tanner y Wong (1987)]. Por ejemplo, para la primera etapa del árbol de elicitación un conjunto de variables aleatorias WTP_{i1} son generadas, de manera que $WTP_{i1} > B_{i1}$ si $y_{i1} = 1$, $WTP_{i1} < B_{i1}$ si $y_{i1} = 0$, $WTP_{i1} > 0$ si $z_i = 1$, y $WTP_{i1} \leq 0$ si $z_i = 0$.

Debido a que la variable dependiente sigue una distribución normal, $WTP_{i1} \sim N(x_i' \beta, \sigma^2)$, el GS implica muestrear iterativamente de $\{\beta, \sigma^2, WTP_{i1}, E(WTP_{i1})\}$ a partir de las funciones de densidad condicionadas que se muestran en el apéndice A.

Por tanto, para la primera etapa del proceso de elicitación el algoritmo del GS se puede resumir en los siguientes pasos:

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 (A.1) condicionados a los valores previos de β y σ .
2. Muestreamos β a partir de la distribución (A.2) condicionada al más reciente valor de σ y WTP_{i1} obtenido en la etapa 1.
3. Muestreamos de σ a partir de (A.3) condicionado a los más recientes valores de β y WTP_{i1} obtenidos en las etapas anteriores.
4. Se repiten los pasos 1 a 4 hasta alcanzar la convergencia.

Después de un período inicial de convergencia, los valores generados mediante el uso del algoritmo pueden ser tomados como simulaciones de la distribución conjunta *a posteriori* $\{E(WTP), \beta, \sigma^2 | Y\}$ (Geman y Geman, 1984). 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*)¹.

Considérese una segunda pregunta en el proceso de elicitación sobre la disposición a pagar una cantidad dada por el bien a valorar. Éste podría ser el método dicotómico doble de valoración (DCD). La etapa 1 en el algoritmo del GS implica muestrear de WTP_{i2} a partir de la distribución presentada en el apéndice B.

Se pueden incorporar más fases en el proceso de elicitación, lo que nos llevaría a modificaciones adecuadas de las distribuciones condicionadas. Supongamos por ejemplo que se decide realizar una pregunta final abierta. Esto implicaría la estimación bayesiana de un modelo Tobit (Chib, 1992). El aumento de datos en este caso permitiría generar las observaciones censuradas en cero, esto es, $WTP_{i3}^{(-)}$ a partir de las respuestas abiertas WTP_{i3} . De esta manera, dado $\{WTP_{i3}, \beta, \sigma^2\}$, la parte negativa de la distribución se simula a partir de un conjunto independiente de variables aleatorias distribuidas como normales truncadas en el rango $(-\infty,$

0) y función de densidad presentada en el apéndice C. Por tanto, para el modelo que incluye una pregunta final abierta, la etapa 2 del algoritmo de Gibbs implica muestrear de la distribución (C.1), y usar las observaciones muestrales para la parte positiva de la WTP .

4. Algoritmo de estimación del modelo de actualización

Los modelos presentados en el apartado anterior no consideran el cambio de comportamiento que el individuo puede experimentar durante el transcurso del proceso de elicitación. Con el objetivo de considerar este cambio, se tendrán en cuenta las distribuciones *a posteriori* de cada punto del proceso de elicitación como *a priori* para las etapas sucesivas. Por tanto, las respuestas a la primera etapa son actualizadas a partir de la información procedente de la segunda y sucesivas preguntas.

Para la segunda etapa del proceso de elicitación, la distribución *a posteriori* será proporcional al producto de la distribución *a posteriori* del DC y la verosimilitud del DCD. Esta distribución puede ser simulada a través de las distribuciones condicionadas de cada etapa del proceso de elicitación. De esta manera, el algoritmo de simulación para la distribución *a 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} a partir de la distribución (A.1) condicionados a los valores previos de β y σ .
2. Se generan los valores muestrales de WTP_{i2} a partir de la distribución (B.1) condicionados a los valores previos de WTP_{i1} (obtenidos en la etapa anterior), β y σ .
2. Se muestrea de β a partir de la distribución (A.2) condicionada a los valores más recientes de σ , WTP_{i1} y WTP_{i2} obtenidos en las etapas anteriores.
3. Se muestrea de σ a partir de (A.3) condicionado a los valores más recientes de β y WTP_{i1} y WTP_{i2} .
4. Se repiten los pasos 1 a 3 hasta alcanzar la convergencia.

Si se deciden añadir más etapas en el proceso de elicitación, la distribución *a posteriori* se podría evaluar incorporando en el GS etapas adicionales que permitan recoger el nuevo proceso de actualización de la WTP . Por ejemplo, para una pregunta final abierta, la etapa adicional sería la siguiente:

1. Para todos los individuos, se generan los valores muestrales de $WTP_{i3}^{(-)}$ a partir de la distribución (C.1), condicionados a los valores muestrales más recientes de β , σ , WTP_{i1} y WTP_{i2} , creando la variable WTP_{i3}^* de la siguiente manera:

$$WTP_{i3}^* = \begin{cases} WTP_{i3} & \text{si } z_i = 1 \\ WTP_{i3}^{(-)} & \text{si } z_i = 0 \end{cases}$$

5. Aplicación

Los datos empíricos sobre los que se aplicaron los modelos fueron tomados de un estudio de valoración contingente sobre el valor recreacional del parque natural del Teide, situado en la isla de Tenerife (Islas Canarias). Este parque contiene paisajes representativos y ecosistemas únicos de las Islas Canarias. La encuesta fue llevada a cabo en 1997 y se realizó tanto a la población local como a la visitante. En total se llevaron a cabo unas 1.113 entrevistas, de las cuales tras identificar las respuestas «*protesta*» y excluir las observaciones con valores perdidos en alguna de las covariables, se quedaron en 941 válidas. Se consideran respuestas «*protestas*» a aquellas que establecen que son las autoridades públicas las que deberían pagar por conservar el espacio natural. Unos 91 individuos proporcionaron un valor cero debido a que se negaban a pagar por acceder a un espacio público. En nuestro caso, estos individuos fueron tratados como respuestas negativas, por lo que no se excluyeron por motivos de modelización ².

El proceso de elicitación fue iterativo, concretamente constaba de dos preguntas de elección dicotómicas seguidas de una pregunta abierta. 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 la distribución de las respuestas a una pregunta abierta en el pretest. Estas respuestas, junto con la información procedente de otros estudios sobre el valor de otras áreas naturales en España, nos permiten construir una distribución *a priori* para la pregunta de disposición a pagar, a partir de la cual fueron evaluados los parámetros *a priori*. Siguiendo a Cooper (1993), a través de esta distribución conjunta empírica el diseño proporcionó un vector de 5 precios (3€, 6€, 9€, 12€, 18€). Con el objetivo de generar intervalos similares a lo largo de la muestra, el segundo precio más alto y los inferiores a éste fueron exactamente los mismos que los usados en las preguntas sucesivas al primer vector. La figura 1 presenta el porcentaje de respuestas positivas a cada uno de los niveles de precios tanto para la primera como segunda etapa del experimento. Como puede observarse, a medida que el precio propuesto es más alto el porcentaje de individuos dispuestos a aceptar la política es menor, tal como predice la teoría económica (Carson *et al.*, 1991). Otro aspecto relevante que presenta la figura 1 es el hecho de que la distribución de respuestas positivas a distintos precios se asemeja bastante al de la distribución teórica de una variable aleatoria normal, que es la que finalmente se empleará en el modelo econométrico.

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 de actualización de las preferencias. La estimación de los modelos bayesianos de última etapa nos proporcionan resultados similares a los de máxima-verosimilitud por lo que, para los modelos de última etapa sólo se presentan los resultados obtenidos por los métodos bayesianos desarrollados en la sección 2. La principal ventaja de la estimación bayesiana es que proporciona estimadores más eficientes en muestras finitas o pequeñas. El objetivo es comparar los modelos entre las etapas sucesivas del proceso de elicitación, para poder evaluar las mejoras potenciales que se pudieran obtener mediante la modelización del proceso de actualización en las cuestiones sucesivas.

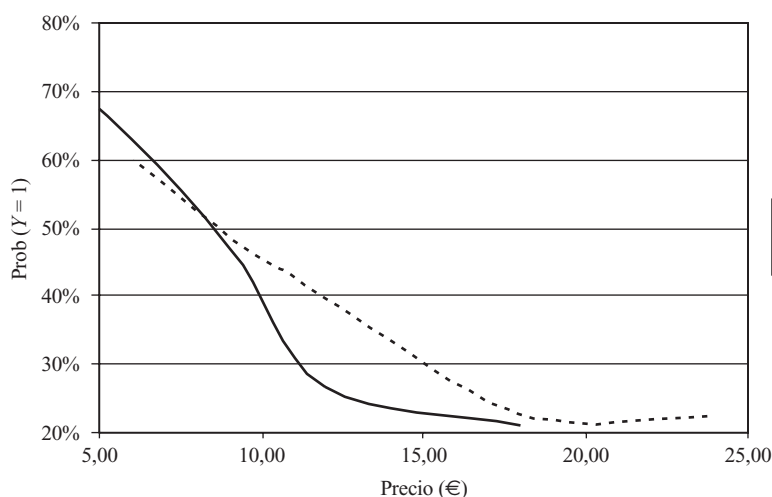


Figura 1. Porcentaje de respuestas afirmativas para distintos niveles de precio

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 distribución de probabilidad para la *WTP* normal general. Esta distribución fue elegida sobre la transformación lognormal debido a que permite modelizar la parte negativa de la distribución y, además, se ajustaba mejor a los datos. Las variables explicativas toman los valores esperados para todos los modelos considerados, es decir, *WTP* creciente con los ingresos, la educación, el acceso a información previa y la importancia para el encuestado de la visita al parque. Por otro lado, la *WTP* se reduce para aquellos sujetos que ya han estado antes en el parque, lo que satisface el supuesto de utilidad marginal decreciente implícito en el modelo de comportamiento³. En otras palabras, este supuesto asume que la satisfacción que el visitante obtiene del parque en cada visita es menor a medida que se realizan visitas adicionales.

Para todos los modelos estimados se han aplicado los contrastes de convergencia propuestos por Raftery y Lewis (1992) y Geweke (1992), no apreciándose problemas de convergencia, lo que se ha corroborado con un análisis visual de los gráficos de los distintos valores simulados replicados a partir de distintos puntos de partida⁴.

La tabla 2 presenta los resultados del modelo que considera únicamente la primera etapa del proceso de elicitación y del modelo dicotómico doble. 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 DC sólo puede ser estimado mediante el uso de una *a priori* no informativa, ya que no existe información anterior sobre los parámetros. Se observa cómo el DCD nos lleva a estimaciones más eficientes aunque reduce la media de la *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 por 100. Cuando se considera la existencia de información de la primera etapa, y ésta se conside-

Tabla 1
VARIABLES explicativas en los modelos

Variable	Descripción
ANTES	= 1 si el individuo había estado antes en el parque nacional; 0 en otro caso.
PINFOR	= 1 si el individuo había recibido información acerca del Parque Nacional antes de llegar a la isla; 0 en otro caso.
MIMP	= 1 si el visitante declara que visitar el parque fue un aspecto muy importante en la decisión de viajar a la isla; 0 en otro caso.
AEDU	Años de educación del individuo.
PING	Ingresos personales anuales del individuo

Tabla 2
Modelos Bayesianos para el DC y DCD

Variables	DC	DCD con <i>a priori</i> no informativa	DCD con <i>a priori</i> del DC
Constante	2,70* (1,59)	3,34** (0,95)	3,47*** (0,88)
ANTES	-3,38*** (1,23)	-3,59** (0,81)	-3,34*** (0,70)
PINFOR	2,18** (1,00)	1,70** (0,63)	1,76*** (0,56)
MIMP	1,68* (0,94)	1,34* (0,58)	1,39*** (0,52)
AEDU	0,23* (0,10)	0,18** (0,05)	0,19** (0,05)
PING	0,0008* (0,0005)	0,0008** (0,0003)	0,0007*** (0,0003)
Sigma	9,53*** (0,81)	6,89*** (0,27)	7,39*** (0,29)
Media WTP 95% C.I.	8,59 [8,03, 9,12]	8,01 [7,73, 8,26]	8,26 [7,93, 8,57]
Mediana WTP 95% C.I.	8,56 [7,99, 9,12]	7,82 [7,52, 8,1]	8,11 [7,8, 8,42]
Log. Densidad Marginal*	25 1.012,78	19 1.085,31	14 1.103,54

Nota: Errores estándares entre paréntesis. * p<0,1; ** p<0,05; *** p<0,01

* El logaritmo marginal de la función de densidad ha sido calculado mediante el uso del método de *importance-sampling* propuesto por Newton y Raftery (1994). Cuanto mayor sea el valor de este estadístico para un modelo mejor representará los datos.

ra como *a priori* para la segunda, se puede apreciar cómo los resultados del DCD se encuentran dentro del intervalo de credibilidad del 95 por 100 del DC, mientras que se reduce la media de la *WTP* en un 14 por 100. Por tanto, los resultados de ambas etapas no son

significativamente distintos si el proceso secuencial se modeliza a través de una estimación bayesiana informativa.

Al igual que sucede al considerar un modelo de una sola etapa (DC), la consideración de una distribución *a priori* no informativa también produce un incremento de eficiencia en el modelo doble (DCD). Sin embargo, la distribución *a priori* más informativa produce una ligera reducción en la eficiencia de la *WTP* en comparación con la *a priori* no informativa. Este hecho se debe a la alta dispersión introducida al considerar los datos procedentes del DC en el proceso de estimación. Sin embargo, observando los errores estándares de cada uno de los estimadores individuales, se puede observar cómo éstos son más eficientes bajo la estructura informativa, lo que denota que considerar la existencia de un proceso secuencial a lo largo del árbol de elicitación incrementa la eficiencia de la parte determinística de la *WTP*. Ésta 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 individuales específicas.

Avanzando en el proceso de elicitación, la tabla 3 presenta los resultados correspondientes a modelizar las respuestas a la pregunta abierta en la última etapa del árbol.

En función de la estructura de la información *a priori* usada, y posteriormente combinada con el modelo Tobit para las respuestas a la etapa final del *bidding game*, se han considerado varias estrategias de modelización: i) una distribución *a priori* vaga o de referencia; ii) una distribución *a priori* basada en las respuestas al DC; iii) una distribución *a priori* basada en las respuestas al DCD; y iv) una distribución *a priori* basada en la distribución *a posteriori* del modelo DCD estimado, a su vez, con información *a priori* basada en el DC. Éste es el modelo más informativo, ya que considera que las respuestas de todas las etapas anteriores del proceso de elicitación condicionan las de la última etapa.

Los resultados muestran cómo la media de la *WTP* procedente de la pregunta abierta en la tercera etapa se incrementa sustancialmente cuando se tienen en cuenta, en el proceso de modelización, las respuestas a las etapas anteriores. Los resultados siguen siendo ligeramente inferiores que los de los modelos DC y DCD, pero esta diferencia no es significativa para ninguno de los modelos de actualización considerados a un nivel de confianza del 95 por 100. La reducción de la media y la mediana de la *WTP* en la tercera etapa con estos modelos alternativos nunca es tan importante como si sólo se considerasen las respuestas a esta etapa, tales como en el modelo Tobit sin información *a priori*. Por lo tanto, la consideración de un proceso secuencial a lo largo del árbol de elicitación induce convergencia con los resultados obtenidos en las etapas anteriores.

Por otra parte, los intervalos de confianza son sustancialmente menores en la tercera etapa que en las etapas anteriores del proceso de elicitación. 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 en el individuo que reduce la dispersión de los valores estimados. Este proceso de aprendizaje está también originado por el proceso de maduración de las preferencias reales que el individuo

Tabla 3
Modelos bayesianos de Tercera Etapa abierta

Variables	<i>A priori</i> no informativa	<i>A priori</i> : DC	<i>A priori</i> : DCD	<i>A priori</i> : a posteriori del DCD
CONSTANTE	3,14*** (0,55)	4,17*** (0,48)	3,8*** (0,47)	4,11*** (0,44)
ANTES	-3,41*** (0,47)	-2,73*** (0,39)	-3,17*** (0,37)	-2,89*** (0,36)
PINFOR	1,09*** (0,36)	1,12*** (0,33)	1,24*** (0,31)	1,17*** (0,29)
MIMP	0,67** (0,32)	0,96*** (0,3)	0,99*** (0,29)	0,94*** (0,28)
AEDU	0,16*** (0,03)	0,14*** (0,03)	0,15*** (0,02)	0,14*** (0,02)
PING	0,0005*** (0,0002)	0,0004*** (0,0001)	0,0005*** (0,0001)	0,0005*** (0,0001)
Sigma	3,30*** (0,09)	4,16*** (0,10)	4,48*** (0,10)	4,13*** (0,09)
Media WTP 95% C.I.	6,33 [6,12, 6,52]	7,45 [7,27, 7,64]	7,36 [7,21, 7,51]	7,45 [7,29, 7,6]
Mediana WTP 95% C.I.	6,27 [6,03, 6,51]	7,25 [7,03, 7,48]	7,13 [6,94, 7,33]	7,27 [7,09, 7,45]
Log. densidad marginal	1.003,41	1.015,35	1.024,03	1.071,74

Nota: Errores estándares entre paréntesis. * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

establece con el bien a valorar, que sólo se produce en los métodos iterativos de elicitación. Los formatos del DC o procesos de valoración que sólo impliquen una etapa en el proceso no permiten esta formación de las preferencias y reflexión sobre las repuestas actuales, especialmente útiles cuando el individuo no se encuentra familiarizado con el bien.

Como se puede apreciar, la eficiencia de los modelos se incrementa al incorporar distribuciones *a priori* informativas. El modelo más eficiente es el que considera las tres etapas con una distribución *a priori* definida por la distribución *a posteriori* de la segunda etapa, lo que implica el uso de la información de las respuestas procedentes de la primera y segunda etapa. Los intervalos de confianza muestran que el nivel de eficiencia en la estimación de la media de la *WTP* con este modelo no difiere del modelo que considera como información *a priori* únicamente las respuestas al DCD. Sin embargo, los estimadores de los parámetros que explican la parte determinística de la *WTP* resultan en su totalidad más eficientes bajo la estructura completamente informativa. Éste es el caso también de la mediana, cuyo intervalo de confianza se reduce progresivamente a medida que se incorpora más información a través de la distribución *a priori* acerca del proceso de elicitación secuencial.

6. Simulaciones de Monte Carlo

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 (β^T, σ^T) eran aquellos estimados para el modelo DC sin información *a priori*, ya que los resultados no presentaron sensibilidad significativa ante este supuesto. De esta manera, la verdadera WTP para cada individuo se encuentra completamente definida mediante la aplicación de estos parámetros a la función de valoración, esto es, $WTP_{ij}^T = x_i \beta^T + s^T e_i$, donde e_i es una realización aleatoria de una distribución normal estándar. A partir de las observaciones muestrales, se toman 150 submuestras aleatorias con tres tamaños alternativos: 150, 300 y 700.

Las respuestas para cada individuo de la submuestra fueron generadas mediante la comparación del precio ofrecido con WTP_i^T . Esto es, si $WTP_i^T > B_{i1}$ entonces $y_{i1} = 1$, y de manera análoga se generan las respuestas a la segunda etapa. Para la tercera etapa de pregunta abierta, se toman las respuestas a partir de la WTP_{i3} de cada individuo. Por lo tanto, la primera y segunda respuesta simulada se basan en la verdadera WTP , mientras que la tercera etapa incorpora todos los efectos potenciales que inducen sesgo. Los modelos alternativos para cada etapa del proceso de elicitación fueron estimados para cada submuestra. La bondad del ajuste de los distintos modelos fue evaluada mediante la raíz del error cuadrático medio (RMSE) como porcentaje del valor medio verdadero de WTP . La tabla 4 presenta los resultados para todos los modelos considerados, además de para las estimaciones máximo-verosímiles estándares.

En general, se puede apreciar cómo los modelos bayesianos proporcionan mejores resultados que las estimaciones máximo-verosímiles, especialmente en los casos en los que nos encontramos ante muestras pequeñas. Las mejoras en la RMSE son mayores para los modelos de actualización de las preferencias bayesianos, esto es, aquellos que incorporan como información *a priori* la procedente de las etapas anteriores del proceso de elicitación. El modelo con menor RMSE es el que posee una distribución completamente informativa para la tercera etapa del proceso, es decir, el modelo de pregunta abierta que usa como distribución *a priori* la del DCD que, a su vez, consideraba como *a priori* la información proveniente del DC. Éste es el modelo que representa el proceso secuencial a lo largo del árbol de elicitación, donde los datos de las etapas sucesivas son combinados con los resultados de las etapas anteriores siguiendo el mecanismo de actualización de las preferencias implícito en el teorema de Bayes. En resumen, la comparación entre el DC, el DCD y el abierto muestran que la precisión de los resultados del experimento se incrementa a medida que el individuo se adentra en un proceso iterativo de elicitación. Esta mejora se incrementa cuando se adoptan estrategias de modelización apropiadas, reflejando el proceso comportamental experimentado por el encuestado implícito en la secuencia de sus respuestas.

Tabla 4
Resultados de las simulaciones de Monte Carlo expresados en la raíz del error cuadrático medio (RMSE) como porcentaje de la verdadera WTP

Método de estimación del modelo	Tamaño muestral		
	<i>n</i> = 150	<i>n</i> = 300	<i>n</i> = 700
Primera etapa: Dicotómico simple (DC)			
Máxima verosimilitud	43,61	34,82	26,57
Bayesiano con <i>a priori</i> no informativa	39,76	33,78	26,62
Segunda etapa: Dicotómico doble (DCD)			
Máxima verosimilitud	42,00	31,12	20,34
Bayesiano con <i>a priori</i> no informativa	37,36	29,38	19,51
Bayesiano con <i>a priori</i> del DC	22,21	16,02	14,88
Tercera etapa: Pregunta abierta			
Máxima verosimilitud	38,27	26,14	22,17
Bayesiano con <i>a priori</i> no informativa	35,68	23,74	20,42
Bayesiano con <i>a priori</i> del DC	28,73	15,31	12,18
Bayesiano con <i>a priori</i> del DCD	25,30	13,29	11,02
Bayesiano con <i>a priori</i> de la <i>a posteriori</i> del DCD bayesiano	21,13	12,58	9,74

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

7. Conclusiones

La valoración de bienes de no-mercado cada vez se basa 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 DC recomendado por el *NOAA panel* en valoración contingente [Arrow *et al.* (1993)] es el método de elicitación más simple y directo, aunque posee los inconvenientes de no permitir la formación de preferencias y requiere altos tamaños muestrales para disponer de precisiones adecuadas en las valoraciones. 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 experiments* se basan en presentar secuencialmente al sujeto múltiples situaciones, con el propósito de obtener tanta información como sea posible de las decisiones de elección que nos conducen a la determinación del valor económico.

En este trabajo se han propuesto modelizaciones econométricas que mejoran indudablemente los procesos de elicitación iterativa. Se considera un árbol de elicitación simple, compuesto por dos preguntas binarias sucesivas seguidas de una pregunta final abierta. Las modelizaciones combinan la distribución *a posteriori* resultante de las etapas anteriores con los datos obtenidos en la última etapa. 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 distribuciones *a posteriori* complejas son el uso del muestreo de Gibbs y el aumento de datos. La combinación de estas técnicas nos permite estimar los parámetros de la distribución *a posteriori* a partir del muestreo de las condicionales, que existen y son sencillas de muestrear. La estimación bayesiana proporciona mejores resultados que los métodos tradicionales fundamentalmente con tamaños muestrales reducidos, ya que sus estimaciones no descansan en propiedades asintóticas como lo hacen los máximo-verosímiles.

Los resultados indican que la inclusión del árbol de elicitación completo a través del modelo de actualización de las preferencias proporciona los estimadores más eficientes de la *WTP*. El incremento en eficiencia se fortalece mediante la modelización adecuada de la influencia de las etapas anteriores en cada punto del proceso de elicitación. 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 o 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, el que incorpora todas las actualizaciones de preferencias del proceso, presenta el mejor ajuste de acuerdo a las medidas de bondad del ajuste utilizadas. Por tanto, la modelización de los formatos de elicitación de las preferencias debería considerar el proceso completo que implica el procedimiento secuencial. Este procedimiento permite al individuo formar sus preferencias y reflejarlo en el valor proporcionado al bien a valorar.

Apéndice A: Distribuciones Condicionales *a posteriori* para la primera etapa del formato dicotómico (DC)

$$f(WTP_{i2} | y_{11}, \dots, y_{n2}, z_1, \dots, z_n, \theta) = \begin{cases} \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[B_{i2}, \infty] & \text{si } y_{i1}y_{i2} z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[B_{i1}, B_{i2}] & \text{si } y_{i1}(1 - y_{i2}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[B_{i2}, B_{i1}] & \text{si } y_{i2}(1 - y_{i1}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[0, B_{i2}] & \text{si } (1 - y_{i1})(1 - y_{i2}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[-\infty, 0] & \text{si } z_i = 0 \end{cases} \quad [A.1]$$

$$\pi(\beta | y_1, \dots, y_n, z_1, \dots, z_n, WTP_{11}, \dots, WTP_{n1}, \sigma^2) = \phi(\beta | \hat{\beta}_{WTP}, \tilde{V}) \quad [A2]$$

$$\pi(\sigma^2 | y_1, \dots, y_n, z_1, \dots, z_n, WTP_{11}, \dots, WTP_{n1}, \beta) = f_{IG}\left(\sigma^2 \left| \frac{a_2}{2}, \frac{b_2}{2}\right.\right) \quad [A3]$$

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

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

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

Un valor simulado a partir de la distribución normal truncada [A.1] se puede obtener usando el método de la inversa propuesto por Devroye (1986). Aplicando este método la distribución normal truncada puede ser muestreada de la siguiente manera:

$$WTP_{i1} = \begin{cases} x_i' \beta + \sigma \Phi^{-1}(U_{11}) & \text{if } z_i y_{i1} = 1 \\ x_i' \beta + \sigma \Phi^{-1}(U_{21}) & \text{if } z_i (1 - y_{i1}) = 1 \\ 0 & \text{if } z_i = 0 \end{cases} \quad [A4]$$

donde U_{11} se genera a partir de una distribución uniforme en el intervalo

$$\left[\Phi \left(\frac{-x_i' \beta}{\sigma} \right), \Phi \left(\frac{B_{i1} - x_i' \beta}{\sigma} \right) \right],$$

y U_{21} a partir de una función de densidad uniforme en el intervalo

$$\left[\left(\Phi \left(\frac{B_{i1} - x_i' \beta}{\sigma} \right), 1 \right) \right].$$

Apéndice B: Distribución condicional *a posteriori* para WTP_2

$$f(WTP_{i2} | y_{11}, \dots, y_{n2}, z_1, \dots, z_n, \theta) = \begin{cases} \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[B_{i2}, \infty] & \text{si } y_{i1}y_{i2} z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[B_{i1}, B_{i2}] & \text{si } y_{i1}(1-y_{i2}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[B_{i2}, B_{i1}] & \text{si } y_{i2}(1-y_{i1}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[0, B_{i2}] & \text{si } (1-y_{i1})(1-y_{i2}) z_i = 1 \\ \phi(WTP_{i2} | x_i, \beta, \sigma^2) & T[-\infty, 0] & \text{si } z_i = 0 \end{cases} \quad [\text{B.1.}]$$

Los valores simulados a partir de la distribución truncada [B.1] se pueden obtener aplicando el método de la inversa, de manera similar a la realizada en el apéndice A. Por tanto, la distribución normal truncada se muestrea a partir de:

$$WTP_{i2} = \begin{cases} x_i'\beta + \sigma\Phi^{-1}(U_{12}) & \text{si } z_i y_{i1} y_{i2} = 1 \\ x_i'\beta + \sigma\Phi^{-1}(U_{22}) & \text{si } z_i y_{i1} (1-y_{i2}) = 1 \\ x_i'\beta + \sigma\Phi^{-1}(U_{32}) & \text{si } z_i y_{i2} (1-y_{i1}) = 1 \\ x_i'\beta + \sigma\Phi^{-1}(U_{42}) & \text{si } z_i (1-y_{i1})(1-y_{i2}) = 1 \\ 0 & \text{si } z_i = 0 \end{cases} \quad [\text{B.2}]$$

donde U_{12} se genera a partir de una función de densidad uniforme en el intervalo

$$\left[\Phi \left(\frac{B_{i2} - x_i'\beta}{\sigma} \right), 1 \right];$$

U_{22} a partir también de una densidad uniforme en el intervalo

$$\left[\left(\Phi \left(\frac{B_{i1} - x_i'\beta}{\sigma} \right), \Phi \left(\frac{B_{i2} - x_i'\beta}{\sigma} \right) \right) \right];$$

U_{32} a partir de otra densidad uniforme pero en el intervalo

$$\left[\left(\Phi \left(\frac{B_{i2} - x_i'\beta}{\sigma} \right), \Phi \left(\frac{B_{i1} - x_i'\beta}{\sigma} \right) \right) \right];$$

y U_{42} se genera a partir de una función de densidad uniforme en el intervalo

$$\left[0, \left(\Phi \left(\frac{B_{i2} - x_i'\beta}{\sigma} \right) \right) \right].$$

Apéndice C: Distribución Normal Truncada para el formato de pregunta abierta

$$f(WTP_{i3}^{(-)} | WTP_{i3}, \beta, \sigma^2) = \frac{\phi(WTP_{i3}^{(-)} | x_i' \beta, \sigma^2)}{\left(1 - \Phi\left(\frac{x_i' \beta}{\sigma}\right)\right)} \quad -\infty < WTP_{i3}^{(-)} < 0 \quad (C.1)$$

Apéndice D: Cálculo de las medidas de cambios en el bienestar a partir de las respuestas al experimento de valoración

Un aspecto fundamental en la aplicación de modelos de preferencias declaradas para guiar políticas públicas es la elección de la metodología para obtener medidas de cambios en el bienestar a partir de los modelos estadísticos empleados. Éstas medidas van a ser fundamentales para la incorporación de los resultados en el marco del análisis de coste beneficio, y de esta manera permitan guiar la toma de decisiones.

Como se ha comentado a lo largo de la sección 2, el experimento de valoración está pensado para que las respuestas reflejen un comportamiento coherente con la teoría de la utilidad aleatoria y, por tanto, para que a partir de las mismas sea posible aproximar las preferencias de los ciudadanos por el bien público. Generalmente, la literatura de valoración se ha centrado en dos estadísticos para acometer dicha tarea. El primero de ellos, y el más extendido en la literatura, es la media de la WTP. Dicho estadístico puede ser calculado para la segunda etapa del proceso de actualización a partir de la siguiente expresión:

$$Media (WTP) = E\{WTP(q^0, q^1, y, \varepsilon)\} = \int_{-\infty}^{\infty} F_{\varepsilon}[WTP_{i2|e}^{-1}(B_{i1}, \mu_i, WTP_{i1})] dWTP_{i2|e}^{-1}$$

Una ventaja computacional del uso de un enfoque de MCMC es que en cada etapa del algoritmo un valor muestral de la WTP es simulado. Tras desechar las primeras simulaciones para evitar el sesgo del punto de partida, la media de dichos valores simulados coincide asintóticamente con la media de la WTP, esto es,

$$Media (WTP) = \frac{\sum_{k=d}^K WTP_k}{K - d}$$

donde K es el número total de simulaciones de la distribución *a posteriori* de la WTP y d el número de simulaciones iniciales que son desechadas (*burn in*).

El segundo estadístico más usado en la práctica, basado en el trabajo pionero de Hanemann (1984), es el uso de la mediana de la distribución estimada de la WTP. Este estadístico representa aquel valor hipotético del coste de la política (C^{ME}) tal que,

$$1 - F_{\varepsilon} [C^{ME}] = 0,5.$$

En el modelo de MCMC presentado en este trabajo el cálculo de la mediana es también más sencillo computacionalmente que en el caso clásico. En este caso, tras ordenar todas las simulaciones de mayor a menor, la mediana será el dato de la *WTP* para el cual el 50 por 100 de las observaciones tomen valores superiores y el otro 50 por 100 valores inferiores. Este dato representará aquel coste (o precio) de la política económica para el cual la probabilidad de que un ciudadano medio esté de acuerdo con la misma (conteste positivamente al experimento) es de un 50 por 100. En otras palabras, la mediana de la *WTP* nos indicaría el coste máximo de la política para que ésta fuese apoyada por el 50 por 100 de los ciudadanos. Lógicamente esta medida puede ser extendida al cálculo de otros cuartiles de la distribución de probabilidad $F_\epsilon[\cdot]$. En concreto, el percentil θ de la distribución *WTP* es aquel que cumple,

$$\theta = 1 - F_\epsilon \lfloor C^\theta \rfloor$$

Decidir qué medida es apropiada implica consideraciones tanto de índole estadística como económica. Por el lado estadístico, el uso de la media es la medida óptima de la tendencia central cuando los patrones de comportamiento de las respuestas son bastante homogéneos. Sin embargo, la media es más sensible que la mediana a variabilidad en la distribución de la *WTP* (Staving y Gibbons, 1977). Esto podría ser importante porque la mayoría de los modelos de preferencias declaradas con preferencias no negativas implican una distribución asimétrica de la *WTP*. En estos casos, el uso de la mediana de la *WTP* como medida de cambio en el bienestar es más robusto que el de la media o tenga un error de muestreo menor que el punto estimado por la media.

Con respecto al lado de la teoría económica, la elección de la medida de cambio en el bienestar a usar implica importantes consideraciones normativas sobre el procedimiento de agregación de las preferencias sociales. De esta manera, seleccionar la media de la *WTP* como criterio es equivalente a adoptar el principio de compensación potencial de Kaldor-Hicks. Por ejemplo, supongamos que una determinada política tiene ciudadanos que se ven beneficiados y ciudadanos que se ven perjudicados por la misma. En este caso, la media de la *WTP* será positiva si cumple el criterio de Kaldor-Hicks, esto es, si aquellos ciudadanos que se benefician de la aplicación de la política pueden compensar a aquellos que se ven perjudicados, y aún así seguir ganando. Este criterio de agregación es probablemente el más extendido en la práctica, a pesar de que es bien sabido que puede conducir a inconsistencias lógicas, y a que ha sido duramente criticado desde el área de la ética (Little, 1957).

Por otro lado, el empleo de la mediana de la *WTP* es equivalente a la aplicación de la regla de la mayoría. Es decir, la política sería socialmente deseable si la mayoría de la población estuviese a favor de la misma y, por lo tanto, votase positivamente por ella en un referéndum. El empleo de otro tipo de cuartiles permite corresponder la distribución de la *WTP* con la mayoría de voto requerida. Por ejemplo, el cuartil 67 ($C_{0.67}$) correspondería con el máximo nivel de coste de la política para que ésta fuese aprobada por dos tercios de los ciudadanos. Como es bien sabido, las reglas de la mayoría no satisfacen el criterio de eficiencia de Pareto, aunque puede ser considerado éticamente superior al criterio de Kaldor-Hicks.

En definitiva, la elección de la medida del bienestar (media, mediana o algún otro cuartil de la distribución de la *WTP*) requiere la realización de un juicio de valor por parte del investigador. Esta decisión vendrá marcada por consideraciones tanto éticas como estadísticas. Por un lado, la media es la medida convencional en el análisis de costes y beneficios y refleja el criterio de compensación potencial de Kaldor-Hicks. Por otro lado, la mediana puede ser más realista en un entorno en el que las decisiones se basan en votaciones, las cuales a su vez consideran la distribución de costes y beneficios entre los ciudadanos. Desde un punto de vista estadístico, la media es generalmente más sensible que la mediana a la existencia de heterogeneidad en la muestra y a la elección del modelo de probabilidad asumido en el proceso de estimación.

A lo largo del presente trabajo, todos los análisis se han acompañado de ambas medidas, con lo que se deja en manos del lector la elección del procedimiento más adecuado para interpretar los resultados y agregar los mismos en el marco del análisis coste-beneficio.

Notas

1. En el apéndice D se presenta con detalle una discusión sobre el cálculo de los cambios en el bienestar a partir de los enfoques estadísticos empleados en la modelización de los datos del experimento.
2. Para una definición más extensa de la base de datos ver León *et al.* (2002).
3. El modelo de comportamiento en los experimentos de preferencias declaradas es la teoría de la utilidad aleatoria. Ver Hanemann (1984) para una detallada revisión de dicho modelo.
4. Los resultados concretos de estos contrastes se encuentran disponibles por parte de los autores.

Referencias

- Alberini, A., B. Kanninen y R. T. Carson (1997), "Modeling Response Incentive Effects in Dichotomous Choice Contingent Valuation Data", *Land Economics*, 73 (3): 309-324.
- Albert, J. H. y S. Chib (1993), "Bayesian Analysis of Binary and Polichotomous Response Data", *Journal of American Statistical Association*, 88: 669-679.
- Araña, J. E. y C. J. León (2005), "Flexible Mixture Distribution Modelling of Dichotomous Choice Contingent Valuation with Heterogeneity", *Journal of Environmental Economics and Management*, 50: 170-188.
- Arrow, K., R. Solow, P. Portney, E. Leamer, R. Radner y H. Schuman (1993), "Report of the National Oceanic and Atmospheric Administration Panel on Contingent Valuation", *Federal Register*, 58: 4602-4614.
- Bateman, I. *et al.* (2001), "Bound and Path Effects in Double and Triple Bounded Dichotomous Choice Contingent Valuation", *Resource and Energy Economics*, 23 (3): 191-213.
- Bateman, I. J., I. H. Langford y J. Rasbash (1999), "Willingness-to-Pay Question Format in Contingent Valuation Studies", en I. J. Bateman y K. G. Willis (eds.), *Valuing Environmental Preferences*, Oxford, U.K.: Oxford University Press, 511-539.

- 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: 355-379.
- Cameron, T. A. y J. Quiggin (1994), "Estimation Using Contingent Valuation Data from a 'Dichotomous Choice with Follow-up' Questionnaire", *Journal of Environmental Economics and Management*, 27 (3): 218-234.
- Carson, R. T. (1991), "Constructed Markets", en J. B. Braden and C. D. Kolstad (eds.), *Measuring the Demand for Environmental Commodities*, Amsterdam: North-Holland, 121-163.
- Carson, R., M. Hanemann y R. Mitchell (1986), "Determining the Demand for Public Goods by Simulating Referendums at Different Tax Prices", Department of Economics, Working Paper, San Diego: University of California.
- Chib, S. (1992), "Bayes Inference in the Tobit Censored Regression Model", *Journal of Econometrics*, 51: 79-99.
- Cooper, J. C. (1993), "Optimal bid selection for dichotomous contingent valuation surveys", *Journal of Environmental Economics and Management*, 24: 25-40.
- Crocker, T. y J. Shogren (1991), "Preference learning and Contingent Valuation Methods", en F. Dietz, F. van der Ploeg y J. van der Straaten (eds.), *Environmental Policy and the Economy*, 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*, New York, NY: Springer-Verlag.
- Geman, S. y D. Geman (1984), "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6: 721-741.
- Hanemann, W. M., J. Loomis y B. Kanninen (1991), "Statistical efficiency of double-bounded dichotomous choice contingent valuation", *American Journal of Agricultural Economics*, 73: 1255-1263.
- Harrison, G. W. y B. Kriström (1995), "On the Interpretation of Responses in Contingent Valuation Surveys", en P.-O. Johansson, B. Kriström y K.-G. Mäler (eds.), *Current Issues in Environmental Economics*, Manchester, UK: Manchester University Press.
- Herriges, J. y J. Shogren (1996): "Starting Point Bias in Dichotomous Choice Valuation with Follow-up Questioning", *Journal of Environmental Economics and Management*, 30: 112-131.
- Horowitz, J. (1993), "A New Model of Contingent Valuation", *American Journal of Agricultural Economics*, 75 (5): 1268-1272.
- Lanford, I. H., I. J. Bateman y H. D. Langford (1996), "A Multilevel Modelling Approach to Triple-bounded Dichotomous Choice Contingent Valuation", *Environmental and Resource Economics*, 7 (3): 197-211.
- León, C. J. (1996), "Double Bounded Survival Values for Preserving the Landscape of Natural Parks", *Journal of Environmental Management*, 46: 103-118.
- León, C. J., F. J. Vázquez-Polo, N. Guerra, y P. Riera (2002), "A Bayesian Model for Benefit Transfer. Application to National Parks in Spain", *Applied Economics*, 34: 749-757.

- León, C. J. y F. J. Vázquez-Polo (1998), "A Bayesian Approach to Double Bounded Contingent Valuation", *Environmental and Resource Economics*, 11: 197-215.
- McFadden, D. (1994), "Contingent Valuation and Social Choice", *American Journal of Agriculture Economics*, 76: 689-708.
- McLeod, D. M. y 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), 115-125.
- Mitchell, R. C. y R. T. Carson (1989), *Using Surveys to Value Public Goods: The Contingent Valuation Method*, Washington, DC. Resources for the Future.
- Newton, M. A. y A. E. Raftery (1994), "Approximating Bayesian Inference with the Weighted Likelihood Bootstrap", *Journal of the Royal Statistical Society (B)*, 56: 3-48.
- Randall, A., B. Ives y C. Eastman (1974), "Bidding Games for Valuation of Aesthetic Environmental Improvements", *Journal of Environmental Economics and Management*, 1: 132-149.
- Tanner, T. A. y W. H. Wong (1987), "The Calculation of Posterior Distributions by Data Augmentation", *Journal of American Statistical Association*, 82: 528-549.
- Viscusi, W. (1989), "Prospective Reference Theory: Toward an Explanation of the Paradoxes", *Journal of Risk and Uncertainty*, 2 (3): 235-264.
- Whitehead, J. (2002), "Incentive Incompatibility and Starting Point Bias", *Land Economics*, 78 (2): 285-297.

Abstract

The valuation of non-market goods involves iterated elicitation questions which obtain more information from the sample respondents and lead to more efficient welfare estimates. In this paper we consider the improvements which could be obtained by utilising a Bayesian MCMC approach to model this type of data. A fully informative prior resulting from previous stages is compared with a flat non-informative prior utilising both simulated and empirical data. These priors are combined with data in each stage to form the posteriors which are simulated with Gibbs sampling algorithms. The models are applied to an elicitation tree involving two successive dichotomous choice questions followed by an open-ended question. Monte Carlo simulations show that taking into account the information process implicit in successive elicitation improves the performance of the results at each stage and increases efficiency. Thus, the model allows the researcher to consider the evolving process along the elicitation tree, while increasing useful information obtained from the individual.

Key words: Bayesian methods, contingent valuation, Gibbs sampling, iterated elicitation, National Parks.

JEL classification: Q51, C11, C35.