

Valorización Eléctrica de la Biomasa Forestal: Un Análisis de Demanda Social

Resumen. En este artículo analizamos las preferencias sociales de la población gallega por un programa de sustitución parcial de electricidad generada con fuentes energéticas convencionales por electricidad generada a partir de una fuente energética autóctona y renovable como la biomasa forestal. Consideramos un cambio multidimensional y aplicamos un experimento de elección, estimando el valor económico de cuatro características asociadas al programa: las emisiones de CO₂, el agotamiento de los recursos, el riesgo de incendios y la creación de empleo en el mundo rural. En nuestro análisis incluimos una cuestión novedosa respecto a la literatura existente, pues analizamos la influencia de la periodicidad del instrumento de pago en las estimaciones de cambio de bienestar.

CÓDIGOS JEL: Q23, Q42, Q51, R10.

Soliño Millán, Mario
ERENEA
Universidad de Vigo

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Lagoas Marcosende s/n
36310, VIGO

Teléfono: +34 986 814 005 ; Fax: 986 812 401 ; e-mail: mario@uvigo.es

Vázquez Rodríguez, María Xosé
Departamento de Economía Aplicada y ERENEA.
Universidad de Vigo.

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Lagoas Marcosende s/n
36310, VIGO

Teléfono: +34 986 813 533 ; Fax: 986 812 401 ; e-mail: maxose@uvigo.es

1. Introducción

En estos últimos años han pasado a primer plano de las agendas políticas temas relacionados con la dependencia energética y el cambio climático, serios problemas que venimos arrastrando al menos desde la crisis del petróleo de 1973. En un escenario energético con incertidumbre, la evolución de los precios de combustibles fósiles y la continua discusión sobre el agotamiento de los mismos, ha llevado a las autoridades públicas a emprender actuaciones destinadas a impulsar “nuevas” fuentes energéticas para la producción de electricidad. Actuaciones que se enmarcan en el diseño de estrategias energéticas para el corto y medio plazo, donde la mayor penetración de fuentes energéticas renovables (FER) en nuestros sistemas productivos constituye el principal eje de actuación.

Diversos indicadores sobre recursos naturales, clima y territorio, hacen que Galicia se pueda considerar una región privilegiada en cuanto a su autonomía en procesos de generación de electricidad. Pese a que el conjunto de FER aporta actualmente el 41% de su producción eléctrica, la biomasa forestal -a la cual nuestras estrategias energéticas atribuyen un papel de primer orden- no está siendo explotada a un nivel socialmente óptimo. Y ello a pesar de que las estrategias energéticas nacionales sitúan el noroeste peninsular como la región geográfica con mayor potencial para la valorización eléctrica de la biomasa forestal.

Entonces, dada la previsión de incumplimiento de los objetivos de producción de energía con biomasa en España, se hace necesario diseñar nuevos programas silvoenergéticos que faciliten la penetración de la biomasa en nuestro sistema energético. Cuando se establecen los precios y subvenciones a la producción de este tipo de energía no se contabilizan los beneficios sin mercado derivados de su valorización energética. Y es hacia ahí a donde debemos dirigirnos, a incorporar tales externalidades en los precios, considerando entonces el coste social de la energía y no el coste privado.

En este escenario, el análisis coste beneficio y la aplicación de métodos de valoración económica podría ser un aspecto clave. Si realmente se hiciera un análisis coste beneficio pudiera ser que esta fuente de energía renovable fuese competitiva con otras fuentes no respetuosas con el medio ambiente (petróleo, carbón o el gas), favoreciendo entonces su

penetración en el mercado y una senda de crecimiento energético sostenible.

Por ello, en este artículo nos preguntamos si la sociedad gallega refrendaría una política de sustitución parcial de electricidad generada con fuentes energéticas convencionales (e-FEC) por electricidad generada a partir de biomasa forestal (e-biomasa). La aplicación de métodos de valoración multiatributo -concretamente de un experimento de elección- nos permitirá estimar el cambio de bienestar que experimentaría la sociedad gallega e identificar cuáles son las características del programa objeto de estudio que más influyen en el bienestar de la población.

2. Experimentos de elección

El origen de los experimentos de elección (EE) lo encontramos en la psicología matemática y estadística (Luce y Tukey, 1964) y la base teórica en la teoría del consumidor de Lancaster (1966), que establece que la utilidad que proporciona un bien puede ser desagregada en utilidades separables de sus atributos. El enlace con los modelos microeconómicos de decisión se realiza a través de los modelos de utilidad aleatoria (Thurstone, 1927; McFadden, 1973) y la teoría de elección probabilística (Ben-Akiva y Lerman, 1985). Fueron desarrollados a principios de la década de los 80 por Louviere y Hensher (1983) y Louviere y Woodworth (1983). En el ámbito de la economía ambiental destacamos los trabajos pioneros de Opaluch et al. (1993) y Adamowicz et al. (1994), así como el primer estudio conocido que calcula valores de no uso (Adamowicz et al., 1998) y un survey de aplicaciones al medio ambiente realizado por Hanley et al. (1998).

Los experimentos de elección son un método de preferencias declaradas consistente con la teoría de la utilidad aleatoria (TUA), que postula que la utilidad de un individuo q asociada a una alternativa i puede ser explicada por una parte sistemática (V) que se puede calcular y otra parte aleatoria (ε) que impide que se puedan explicar perfectamente las preferencias de los individuos.

$$U_i^q = V_i^q + \varepsilon_i^q$$

Entonces, estamos ante un problema estocástico que nos lleva a formular el problema en términos probabilísticos:

$$Pr(i | C^q) = [(V_i^q + \varepsilon_i^q) > (V_j^q + \varepsilon_j^q)] \quad \forall i, j \in C^q, i \neq j$$

Supongamos que los individuos ($q = 1, \dots, Q$) son racionales y maximizan su utilidad cuando eligen entre un conjunto de alternativas ($j = 1, \dots, J$) de un conjunto de elección (C), teniendo en cuenta su restricción presupuestaria. Entonces, si denotamos como X una cesta de bienes con mercado, P_x el vector de precios de estos bienes, Y_q la renta del individuo q , S_j el vector de atributos de la alternativa j (bienes y servicios ambientales¹) y P_j el precio (coste) de la alternativa j . La elección del individuo q se resuelve solucionando el siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned} & \text{Max}_j U(X, S_j) \\ & \text{s. a. } P_x X \leq Y^q - P_j \end{aligned}$$

Para cada alternativa j del conjunto de elección, la función de utilidad indirecta individual (V) depende de los niveles de los atributos S de la alternativa j (S_j^q) y de las características socio-económicas del individuo q (Y^q).

$$V = V(S_j^q, Y^q)$$

El investigador no conoce la función de utilidad indirecta de los individuos, sino que observa una función de utilidad observada o determinística (v), que se diferencia de la primera por la presencia de un elemento estocástico o aleatorio (ε_j^q), que el investigador no puede observar.

$$v = v(S_j^q, Y^q) + \varepsilon_j^q$$

Entonces:

$$V(S_j^q, Y^q) = v(S_j^q, Y^q) + \varepsilon_j^q$$

¹ En nuestro caso j sería un programa de valorización energética de la biomasa forestal, y el vector de atributos estaría formado las externalidades seleccionadas a partir de la revisión de la literatura y de un test de percepción (Prada et al., 2006).

La presencia de este componente aleatorio es precisamente el elemento que permite realizar inferencias probabilísticas sobre las preferencias de los individuos (Ben-Akiva y Lerman, 1985).

El individuo q resuelve el problema de optimización y elige una alternativa i , perteneciente al conjunto de elección C , si la utilidad de esta alternativa es mayor que la que le reportaría cualquier otra alternativa j del mismo conjunto de elección (McFadden, 1984). Es decir, el individuo elige la alternativa i si:

$$V_i > V_j \quad i \neq j, \quad i, j \in C$$

Si representamos la elección del individuo en términos de inferencia probabilística, tenemos que:

$$\begin{aligned} P(i | C) &= P[V(S_i^q, Y^q) > V(S_j^q, Y^q)] = \\ &= P[v(S_i^q, Y^q) + \varepsilon_i^q > v(S_j^q, Y^q) + \varepsilon_j^q] = \\ &= P[v(S_i^q, Y^q) - v(S_j^q, Y^q) > (\varepsilon_j^q - \varepsilon_i^q)] = \\ &= P[(v_i - v_j) > (\varepsilon_j^q - \varepsilon_i^q)] \end{aligned}$$

La elección del individuo puede representarse como una función lineal de variables explicativas (Laureau y Rae, 1985; Smith y Desvousges, 1986). Si denotamos α como una constante específica para cada alternativa $j \in C$, β un vector de coeficientes de utilidad asociado al vector de variables explicativas S y γ un coeficiente asociado al precio de la alternativa i , tenemos que:

$$v_i = \alpha + \beta' S_i^q + \gamma(Y^q - P_i) + \varepsilon_i^q$$

Introduciendo esta expresión en el problema de elección, podemos observar que la probabilidad de que el individuo q elija la opción $i \in C$ equivale a que la suma de los componentes observables y aleatorios de tal opción sea mayor que la misma suma para el resto de alternativas $j \in C$.

$$P(i | C) = P[\beta' S_i^q + \gamma(Y^q - P_i) + \varepsilon_i^q > \beta' S_j^q + \gamma(Y^q - P_j) + \varepsilon_j^q]$$

Dependiendo de los supuestos que realicemos sobre la distribución de la diferencia entre los términos aleatorios, podemos utilizar distintos modelos probabilísticos². Para identificar el modelo y conseguir las mejores estimaciones posibles, es necesario realizar un correcto diseño del experimento de elección a priori, es decir, diseñar los conjuntos de elección de tal forma que cumpla una serie de propiedades (Louviere et al., 2000). El supuesto más habitual sobre los términos de error es considerar que están idénticamente e independientemente distribuidos (iid) y que siguen una distribución Gumbel³, lo que implica que la probabilidad de elegir la alternativa i , dada la función de utilidad considerada es:

$$Pr(i | C) = \frac{e^{\mu v_i}}{\sum_{i \in C} e^{\mu v_i}}$$

Esta función se puede estimar mediante un modelo logit multinomial (McFadden, 1984), obteniendo los vectores de coeficientes mediante el método de máximo verosimilitud. Este modelo supone que se verifica la propiedad de independencia de alternativas irrelevantes⁴ (IAI), que requiere que la presencia o ausencia de una alternativa no influya en el ratio de probabilidades asociadas con el resto de alternativas de conjunto de elección⁵. Esta propiedad implica que las preferencias son homogéneas, es decir los gustos del individuo q_i son iguales a los individuos q_j para todo $i \neq j$ y, entonces, las varianzas del componente aleatorio de la utilidad de cada alternativa son iguales.

$$\frac{Pr(i | C)}{Pr(j | C)} = e^{(v_i - v_j)}$$

Podemos relajar la propiedad de IAI, recurriendo a modelos menos restrictivos que el MNL, como el logit con parámetros aleatorios (RPL). El RPL contempla heterogeneidad entre individuos, es decir, no asume que los gustos de todos los individuos sean iguales y permite diferencias entre las covarianzas de los componentes aleatorios de la utilidad de cada alternativa. McFadden y Train (2000) demuestran que cualquier modelo de utilidad

² Véase Train (2003) para una exposición minuciosa de diferentes modelos de elección discreta (logit, probit, logit anidado, logit mixto, etc.).

³ Este tipo de distribución es simplemente preferida por razones computacionales (Louviere, 2001).

⁴ El test de Hausman y McFadden (1984) nos permite comprobar si se cumple la hipótesis de IAI.

⁵ En el modelo MNL, la probabilidad de elegir una alternativa depende tanto de los atributos como de las condiciones socio-económicas de los individuos. La inclusión de estas variables permite en numerosas ocasiones solucionar problemas derivados del incumplimiento de la propiedad de IAI.

aleatoria, como por ejemplo el MNL, puede ser aproximado por un RPL. Teniendo en cuenta que los modelos RPL no están sujetos al cumplimiento de la propiedad de IAI, parecen superar claramente a los MNL (Revelt y Train, 1998).

El modelo RPL, a diferencia de los MNL, se estima mediante simulación, que consiste en computar variaciones aleatorias a partir de una distribución normal truncada multivariante (Geweke et al., 1994). Utilizando una función de verosimilitud simulada (Stern, 1997), se obtendrán estimadores insesgados de las probabilidades de elección.

En el modelo RPL, la función de utilidad de un individuo q es:

$$V_j^q = \alpha_j^q + \varphi_j W_j^q + \beta_j^q S_j^q + \xi_j Z^q + \gamma^q (Y^q - P_j)$$

donde α_j^q es una constante alternativa-específica (CAE) que puede ser fija o variable, con $\alpha_j = 0$, φ_j es un vector de parámetros no aleatorios, con $\varphi_j = 0$, β_j^q es un vector de parámetros aleatoriamente distribuidos entre los individuos, siendo uno de sus elementos la perturbación aleatoria específica a cada individuo (μ^q). Finalmente, tenemos dos vectores específicos para cada alternativa e individuo (S_j^q, W_j^q) y un vector Z^q que recoge las características socio-económicas específicas de cada individuo. Entonces, la probabilidad de que el individuo q elija la opción i es:

$$\begin{aligned} Pr(i | \mu_j) &= Pr\{V(S_i^q, Y^q) > V(S_j^q, Y^q)\} = \\ &= \frac{e^{[\alpha_i^q + \varphi_i W_i^q + \beta_i^q S_i^q + \xi_i Z^q + \gamma^q (Y^q - P_i)]}}{\sum_{j=1}^J e^{[\alpha_j^q + \varphi_j W_j^q + \beta_j^q S_j^q + \xi_j Z^q + \gamma^q (Y^q - P_j)]}} \quad , \forall i, j \in C, i \neq j \end{aligned}$$

3. Diseño experimental

La aplicación de experimentos de elección nos permite conocer la disposición a pagar de la población por programas a favor del medio ambiente, como por ejemplo un programa de fomento de energías renovables basado en la valorización energética de la biomasa. Además, aplicando estos métodos podemos cuantificar la disposición marginal al pago

(DMP) por cada uno de los atributos que lo componen y su importancia relativa (Bennett y Blamey, 2001).

De forma muy resumida, el experimento de elección consiste en presentar a un individuo un conjunto de alternativas (conjunto de elección) para que realice una o varias elecciones. Presentar más de una elección permite mejorar la eficiencia en el uso de la muestra respecto a la valoración contingente. Sin embargo, para evitar problemas de cansancio o aburrimiento del individuo en el proceso de elección, se ha de determinar el número de elecciones máximo en una fase previa de diseño.

En un experimento de elección los individuos realizan varias **elecciones** de forma que en cada una de ellas se le presenta un conjunto de elección formado por diferentes **escenarios**, entre los cuales siempre debe estar la situación actual o *status quo*⁶ (Bennett y Adamowicz, 2001). Cada uno de los escenarios está formado por diferentes niveles de los **atributos** seleccionados⁷. La fijación de tales **niveles** y su combinación es confeccionada en la fase de diseño del EE, de forma que la modelización de las preferencias de los individuos ante cambios en los niveles (diferentes escenarios) nos permite determinar el *trade-off* entre los diferentes atributos. Especialmente relevante es el atributo monetario pues su combinación con los restantes nos permite calcular los precios implícitos asociados a los mismos (Bennett y Adamowicz, 2001).

En nuestro caso, los atributos y niveles utilizados en el EE son resultado de un test de percepción (Prada et al., 2007) y de un pretest del cuestionario de elección, mientras que los conjuntos de elección, formados por dos alternativas de cambio descritas por 5 atributos y diferentes combinaciones de niveles (y una alternativa de status quo), es resultado de la fase de diseño experimental, que especificaremos a continuación. Para fijar los atributos y niveles definitivos (Cuadro 1), se han perfilado los resultados obtenidos en el test de percepción con la ayuda de un grupo de enfoque.

⁶ También se debe introducir la opción de no elegir (Banzhaf et al., 2001), pues es común en los mercados reales (además de lícito) que los individuos prefieran una alternativa no presentada (Bennett y Adamowicz, 2001). En este caso, puede resultar de ayuda permitir al individuo definir el escenario que prefiere. Sin embargo, esta opción presenta el peligro de que los individuos la elijan no por ser la preferida sino por evitar una decisión difícil (Huber y Pinnell, 1994)

⁷ En la mayoría de los EE aplicados al medio ambiente, en cada elección se presentan 3 alternativas y 5-6 atributos (Blamey et al., 2001).

Cuadro 1. Atributos y niveles del experimento de elección

| Atributo | Niveles | | | |
|--|----------------|---------|---------|----------|
| Contaminación del aire: disminución de emisiones de CO ₂ | 0% | 7% | 14% | |
| Contribuir a no agotar recursos mundiales limitados | No | Sí | | |
| Disminución de riesgo de incendios | 0% | 25% | 50% | 75% |
| Creación de empleo en el mundo rural | 0 | 3.000 | 6.000 | |
| Recargo anual (bimensual) en factura eléctrica (€) | 30 (5) | 60 (10) | 90 (15) | 120 (20) |

Fuente: elaboración propia.

Tal y como hemos avanzado anteriormente, una de las particularidades de los EE es que los individuos realizan varias elecciones en base a diferentes escenarios. Esta particularidad requiere determinar el número de escenarios o conjuntos de elección al que se puede enfrentar el individuo sin acusar fatiga o distracción. Para ello realizamos otro grupo de enfoque en el que se analizó el número de elecciones que era capaz de realizar cada individuo sin acusar fatiga o cansancio. En nuestro caso, el tema de estudio (electricidad verde) resultó familiar para los individuos. No lo fue tanto el combustible utilizado para producir electricidad pues se constata una deficiencia de información sobre la biomasa forestal. Como resultado, comprobamos que los individuos son capaces de enfrentarse a 12 elecciones (e incluso más) sin acusar cansancio.

Una vez identificado el número de elecciones, procedemos a realizar el diseño experimental. Un diseño ortogonal asegura que cada atributo varía independientemente en relación a los demás, es decir, los atributos no están correlacionados. Entonces, cada atributo puede ser aislado, de forma que se evita un eventual problema de multicolinealidad. Asimismo, un diseño factorial completo supone que, en base a un conjunto de atributos definidos, los niveles asociados a cada uno de ellos son combinados entre sí. Este diseño permite determinar el efecto de todas las combinaciones posibles entre atributos y niveles. En nuestro caso, tenemos 5 atributos, dos con 4 niveles, dos con 3 niveles y uno con 2 niveles (Cuadro 1). La cantidad de alternativas que se deberían presentar al individuo serían $4^2 \times 3^2 \times 2^1 = 288$. Sin embargo, el número de alternativas supera la capacidad de evaluación del individuo, siendo entonces necesario restringir al máximo el número de elecciones a realizar.

La opción tradicional para disminuir el número de alternativas consiste en realizar un diseño factorial fraccionado (Louviere, 1988). Este diseño consiste en considerar un

subconjunto ortogonal del factorial completo, sin tener en cuenta todas las interacciones entre atributos (Pearmain et al., 1991). Este tipo de diseño está reconocido de forma válida y es habitual en la aplicación de EE, de forma que el efecto principal, es decir, sin considerar interacciones, suele explicar el 80% o más de la variabilidad de los datos (Louviere, 1988).

Para el diseño del experimento de elección se ha utilizado el software SAS/QC, que permite obtener diseños experimentales óptimos. El criterio utilizado es el D-eficiencia (Huber y Zwerina, 1996), que maximiza el determinante de la matriz de información dado un conjunto de combinaciones potenciales obtenidas mediante diseño ortogonal y una serie de restricciones establecidas (combinaciones de niveles no realistas como, por ejemplo, obtener la mejora máxima de todos los atributos junto al nivel mínimo de coste o, al contrario, obtener la mejora mínima con el coste más elevado).

Finalmente, en el diseño se consideran bloques de 2 alternativas de cambio (con 5 atributos cada una), condicionado a un máximo de 10 elecciones⁸ (20 alternativas). Un ejemplo de conjunto o tarjeta de elección resultado del diseño experimental es presentado en la Figura 1, donde las alternativas A y B son opciones de cambio y la alternativa C representa (tal y como etiquetamos) la situación actual⁹.

Figura 1. Ejemplo de tarjeta de elección

| | A | B | SITUACION ACTUAL |
|--|------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| Contaminación del aire | ↓ 14% emisiones de CO ₂ | ↓ 0% emisiones de CO ₂ | ↓ 0% emisiones de CO ₂ |
| Contribuir a no agotar recursos mundiales limitados | Sí | No | No |
| Disminución de riesgo de incendios | ↓ 0% | ↓ 50% | ↓ 0% |
| Creación de empleo en el mundo rural | ↑ 0 empleos | ↑ 6.000 empleos | ↑ 0 empleos |
| Recargo anual | 120 euros | 60 euros | 0 euros |
| ELECCIÓN: | <input type="checkbox"/> A | <input type="checkbox"/> B | <input type="checkbox"/> C |
| <small>ELEGIR LA OPCIÓN A, B ó SITUACIÓN ACTUAL (C) PERMITIR INDIFFERENCIA: marcar más de una opción □ NS / NC</small> | | | |

Fuente: elaboración propia.

⁸ Aunque el grupo de enfoque parecía indicar que el número de elecciones óptimo era 12, en la fase de diseño experimental se limitó a 10, pues se incluyeron dos conjuntos de elección (ajenos al diseño) que nos permitieron realizar un análisis de validez interna.

⁹ En los grupos de enfoque se ha realizado además un pretest de las representaciones gráficas de los atributos que, según los participantes, resultan familiares e informativas.

4. La periodicidad del pago

La selección de las características que configuran el escenario de valoración o mercado simulado es la etapa más importante en el diseño de una aplicación de valoración económica de bienes y servicios sin mercado. El hecho de valorar en términos monetarios un cambio determinado en un bien público o cuasi-público no es habitual para la mayoría de la población, por lo que es necesario diseñar un escenario creíble, comprensible y significativo para la población (Mitchell y Carson, 1989; Bateman et al., 2002).

Entre los elementos del escenario que se hace necesario explicitar para incrementar la comprensión y realismo del mismo, están el medio y la forma de pago por la política o medida propuesta. En este caso, no existen reglas sobre la elección del medio de pago. Normalmente el ámbito geográfico influye de forma determinante: si es un bien local, por ejemplo, un impuesto de ámbito estatal no debería ser elegido como medio de pago. Existen varias alternativas a la hora de seleccionar el medio de pago. Las más habituales son en forma de impuestos (locales, regionales, estatales), precios (nuevos o incremento de precios existentes) y donaciones o aportaciones voluntarias.

En cuestiones energéticas se suele utilizar como medio de pago un incremento de la factura eléctrica (Schneider y Zweifel, 2002; Gómez-Lobo et al., 2003; Bergmann et al., 2006; Hanley et al., 2006; Ladenburg et al., 2006), del kWh consumido (Goett et al., 2000; An et al., 2002; Ek, 2002; Sundqvist, 2002) o un *mix* de varios medios de pago (Layton y Brown, 2000).

En nuestro caso, planteamos un escenario en el cual todos los consumidores (incluidas las industrias) pagarían un precio más alto por los kWh consumidos, siendo tal recargo destinado a constituir un fondo con el fin de la sustitución parcial de fuentes no renovables por biomasa forestal, bajo inspección y garantía oficial de que la recaudación se destina al uso previsto y con un horizonte temporal fijado en el año 2010.

Con el fin de analizar la influencia de la periodicidad de pago en las estimaciones de cambio de bienestar diseñamos dos versiones del cuestionario, que se diferencian exclusivamente en la periodicidad del pago presentada. En una de ellas se presenta un pago

anual (recargo en la factura eléctrica) mientras que en la otra se opta por un pago bimensual. Esta última coincide con la forma de pago de la factura eléctrica, que se realiza cada dos meses. El objetivo de realizar dos versiones que se diferencian exclusivamente en la utilización de diferente periodicidad del pago es comprobar si esta distinción afecta a los resultados del análisis y en qué sentido. Para ello, en el diseño de precios se consideraron cantidades análogas en términos de gasto anual derivado del cambio¹⁰. En la versión bimensual se utilizaron pagos de 5, 10, 15 y 20 euros, mientras que en la anual se consideraron estas mismas cantidades multiplicadas por seis (30, 60, 90 y 120 euros).

5. Resultados

El ámbito de aplicación o población objetivo considerada relevante está constituida por la población residente en Galicia, pues el objetivo del posterior análisis de valoración es orientar decisiones de la administración autonómica gallega, en la que recaen buena parte de las competencias para diseñar los mecanismos de intervención necesarios para estimular la penetración de la e-biomasa en el mercado.

Se realizaron 850 entrevistas (429 en la versión bimensual y 421 en la anual) entre el 12 de enero y el 19 de febrero de 2006 a residentes en Galicia mayores de 18 años. Se justifica sólidamente la representatividad de la muestra respecto al conjunto de la población gallega en varias dimensiones: edad, género, hábitat, estructura familiar, estudios, renta familiar y ocupación.

Para explicar la DMP de la sociedad gallega por la sustitución parcial de e-FEC por e-biomasa, a continuación presentaremos una función de valor (Cuadro 3) en la que incluimos los atributos desagregados en cada uno de sus niveles, construyendo una variable para cada nivel y atributo con referencia al status quo (Cuadro 2). Esta codificación nos permite analizar, para cada uno de los atributos considerados, la disposición marginal al pago por un cambio de la situación actual a cada nivel.

¹⁰ Champ y Bishop (2006) utilizan cantidades análogas (en términos mensuales y anuales) en una aplicación de VC. En nuestro caso realizamos esta distinción para analizar la influencia de la periodicidad del pago, mientras que en Champ y Bishop (2006) se introduce como medida de recordatorio sobre el gasto anual que supondría para el individuo un programa de fomento de energía eólica.

Cuadro 2. Descripción de variables explicativas

| Variable | Descripción |
|----------|---|
| CONT7 | Contaminación del aire: disminución de un 7% de emisiones de CO ₂ |
| CONT14 | Contaminación del aire: disminución de un 14% de emisiones de CO ₂ |
| AGOT | Se contribuye (o no) a disminuir el agotamiento de recursos naturales |
| INC25 | Disminución del riesgo de incendios en un 25% |
| INC50 | Disminución del riesgo de incendios a la mitad |
| INC75 | Disminución del riesgo de incendios en un 75% |
| EMP3 | Creación de aproximadamente 3.000 empleos en el mundo rural |
| EMP6 | Creación de aproximadamente 6.000 empleos en el mundo rural |
| PGEL* | Percepción de gasto eléctrico (anual/bimensual) de la unidad familiar |
| CALEL | Hogar con calefacción eléctrica (sistema fijo o móvil) |
| GEL* | Gasto eléctrico (anual/bimensual) de la unidad familiar |
| BIOFER | Clasificar la biomasa como FER |
| CCFEC | El cambio climático es un problema asociado a la producción de e-FEC |
| AGOFEC | El agotamiento de recursos naturales es un problema asociado a la producción de e-FEC |
| PRIOFER | La e-FER es prioritaria en procesos de sustitución de e-FEC |
| CFER | Coste de la e-FER superior a coste de la e-FEC |
| CBIO | Coste de la e-biomasa superior a coste de e-FER |
| BIONIN | La producción de e-biomasa genera externalidades negativas |
| CO2BIO | Disminuir las emisiones de CO ₂ (y otros GEI) y su impacto en el cambio climático es una ventaja importante asociada a la sustitución de e-FEC por e-biomasa |
| EMPBIO | Generar empleo en el mundo rural es una ventaja asociada a la sustitución de e-FEC por e-biomasa |
| INCBIO | Reducir el riesgo de incendios es una ventaja importante asociada a la sustitución de e-FEC por e-biomasa |
| EINCBIO | Reducir el riesgo de incendios es una ventaja asociada a la sustitución de e-FEC por e-biomasa (respuesta espontánea) |
| AGOBIO | Contribuir a no agotar recursos mundiales limitados es una ventaja importante asociada a la sustitución de e-FEC por e-biomasa (respuesta espontánea) |
| EDAD | Edad del entrevistado superior a la media gallega (43,9 años) |
| ESTUD | Estudios universitarios |
| CRURAL | Familiaridad con el mundo rural |
| CAMB | Conducta ambiental |
| HVERDE | Hábitos de consumo verdes |
| RENTA | Nivel de renta mensual familiar superior a la media gallega (1.603 euros) |
| SEXO | Género femenino |

* Variable Continua. En caso contrario, variable dummy (0: no; 1: sí).

Fuente: elaboración propia.

Las variables INC25 y EMP6¹¹ no son significativas en ninguna de las versiones del cuestionario (Cuadro 3), por lo que una reducción del 25% en riesgo de incendios y la creación de 6.000 empleos en el mundo rural resultan ser variables no relevantes, quizás por la falta de aceptación o credibilidad de la magnitud de estos efectos¹². Además, INC25 e INC75 muestran signo negativo, por lo que los individuos muestran una DMP negativa por estos cambios marginales (Cuadro 4), quizás porque consideran el cambio insuficiente en el primer caso y no creíble en el segundo. Sin embargo, los resultados parecen ajustarse en mayor medida a la percepción que muestran los individuos sobre ventajas asociadas a la sustitución de e-FEC por e-biomasa.

¹¹ Nótese que ninguna de las variables referentes a empleo son significativas en la versión anual.

¹² Sin embargo, estos niveles de disminución de riesgo de incendios y creación de empleo en el mundo rural sí resultaron creíbles en los grupos de enfoque previos.

Cuadro 3. Estimación MNL de la función de valor

| | MNL | | | | MNL extendido | | | |
|-----------------------|---------------------|---------|---------------------|---------|---------------------|---------|----------------------|---------|
| | Anual | | Bimensual | | Anual | | Bimensual | |
| | Coef. | t-ratio | Coef. | t-ratio | Coef. | t-ratio | Coef. | t-ratio |
| CAE | 0,135 (0,131) | 1,029 | 0,273** (0,130) | 2,109 | 0,071 (0,352) | 0,203 | -1,916* (0,341) | -5,620 |
| CONT7 | 0,089** (0,041) | 2,192 | 0,097** (0,038) | 2,543 | 0,094** (0,042) | 2,229 | 0,105* (0,039) | 2,675 |
| CONT14 | 0,232* (0,040) | 5,805 | 0,248* (0,037) | 6,682 | 0,233* (0,042) | 5,596 | 0,250* (0,038) | 6,492 |
| AGOT | 0,384* (0,029) | 13,275 | 0,388* (0,027) | 14,353 | 0,392* (0,030) | 13,073 | 0,384* (0,028) | 13,752 |
| INC25 | -0,067 (0,055) | -1,214 | -0,070 (0,050) | -1,387 | -0,071 (0,057) | -1,247 | -0,056 (0,052) | -1,092 |
| INC50 | 0,344* (0,058) | 5,918 | 0,405* (0,057) | 7,089 | 0,362* (0,062) | 5,869 | 0,439* (0,061) | 7,224 |
| INC75 | -0,163** (0,066) | -2,446 | -0,164** (0,064) | -2,557 | -0,164** (0,071) | -2,324 | -0,201* (0,068) | -2,943 |
| EMP3 | 0,039 (0,037) | 1,038 | 0,066*** (0,035) | 1,880 | 0,047 (0,039) | 1,198 | 0,067*** (0,036) | 1,850 |
| EMP6 | 0,032 (0,046) | 0,695 | 0,048 (0,042) | 1,127 | 0,025 (0,048) | 0,532 | 0,030 (0,044) | 0,674 |
| COSTE | -0,006* (0,001) | -6,837 | -0,023* (0,005) | -4,585 | -0,007* (0,001) | -6,841 | -0,024* (0,005) | -4,480 |
| PGEL | | | | | | | -0,006* (0,001) | -4,503 |
| CALEL | | | | | -0,478* (0,122) | -3,912 | -0,884* (0,151) | -5,846 |
| GEL | | | | | | | 0,004*** (0,002) | 1,946 |
| BIOFER | | | | | -1,066* (0,257) | -4,148 | 0,585* (0,170) | 3,446 |
| CCFEC | | | | | 0,653* (0,141) | 4,644 | | |
| AGOFEC | | | | | | | 1,185* (0,178) | 6,672 |
| PRIOFER | | | | | | | 1,125* (0,153) | 7,337 |
| CFER | | | | | | | 0,623* (0,139) | 4,468 |
| CBIO | | | | | | | -0,457* (0,154) | -2,972 |
| BIONIN | | | | | 0,506* (0,118) | 4,281 | 0,802* (0,147) | 5,442 |
| CO2BIO | | | | | | | 0,582* (0,158) | 3,676 |
| EMPBIO | | | | | 0,548* (0,151) | 3,621 | | |
| INCBIO | | | | | -0,390** (0,181) | -2,152 | | |
| AGOBIO | | | | | 0,458* (0,143) | 3,199 | | |
| EINCBIO | | | | | 0,791* (0,137) | 5,752 | | |
| EDAD | | | | | -0,564* (0,127) | -4,447 | -0,292*** (0,149) | -1,957 |
| ESTUD | | | | | 0,617* (0,170) | 3,629 | | |
| CRURAL | | | | | -0,359* (0,123) | -2,925 | 0,653* (0,154) | 4,238 |
| CAMB | | | | | 0,582* (0,124) | 4,703 | -0,719* (0,173) | -4,160 |
| HVERDE | | | | | | | 0,624* (0,166) | 3,760 |
| RENTA | | | | | 0,634* (0,132) | 4,820 | 1,205* (0,164) | 7,358 |
| SEXO | | | | | 0,237** (0,118) | 2,005 | | |
| N | 2.437 | | 2.726 | | 2.285 | | 2.584 | |
| LL | -2.358,503 | | -2.469,666 | | -2.040,167 | | -2.095,905 | |
| LL sin coef. | -2.677,318 | | -2.994,817 | | -2.510,329 | | -2.838,814 | |
| pseudo-R ² | 0,1173 | | 0,1738 | | 0,1830 | | 0,2581 | |
| % Pred correctas | 42,47 | | 46,44 | | 46,48 | | 50,97 | |

* p < 0,01 ** p < 0,05 *** p < 0,10. () Desviación típica entre paréntesis. Fuente: elaboración propia.

La población consultada valora con gran intensidad la menor contribución al agotamiento de los recursos y la disminución del riesgo de incendios a la mitad, con una DMP en la versión anual de 60,41 y 54,11 euros/familia/año respectivamente¹³. Sin embargo, el orden implícito de estos dos atributos difiere dependiendo de la versión del cuestionario que consideremos. Así, en la versión bimensual el cambio más valorado se deriva de una disminución de riesgo de incendios a la mitad, con una DMP de 104,13 €/f/a, seguido de contribuir al no agotamiento de recursos naturales limitados, con una DMP de 99,58 €/f/a. Igualmente, destaca que las cuantías estimadas en la versión bimensual representan entre 1,65 y 1,92 veces las comentadas para la versión anual, lo que nos puede indicar la presencia de un sesgo derivado de la periodicidad del instrumento de pago.

Asimismo, la disminución de la contaminación presenta un signo positivo¹⁴, verificándose una relación lineal y creciente entre la DMP y la intensidad de la disminución de emisiones de CO₂. Una disminución del 14% estaría refrendada por una DMP 2,6 veces superior a la correspondiente a una disminución del 7%; resultado que se repite tanto en la versión anual como en la bimensual. Al igual que para INC50 y AGOT, la DMP de la versión bimensual (24,87 y 63,78 €/f/a) representa casi el doble (x1,7) de la anual (14,03 y 36,57 €/f/a) para estas dos variables relacionadas con contaminación del aire. Finalmente, la creación de aproximadamente 3.000 empleos en el mundo rural sólo es significativa en la versión bimensual, con una DMP de 12,26 €/f/a.

¹³ En el Cuadro 4, además de las estimaciones de la DMP, presentamos los intervalos de confianza para cada una de ellas con un nivel de significatividad del 95%. Para construir estos intervalos, utilizamos tanto el procedimiento de Krinsky y Robb (1986) con 2.000 repeticiones como un bootstrap con 1.000 repeticiones. Nótese que con el primer procedimiento obtenemos unos intervalos más ajustados de la DMP.

¹⁴ Independientemente de la versión que consideremos, la contaminación sería el tercer atributo en importancia u orden.

Cuadro 4. DMP e intervalos de confianza (MNL)

| MNL | Anual | | | Bimensual | | |
|------------------|----------------------|---------------|---------------|--------------------------------|------------------------------------|------------------------------------|
| | DMP | KR (R=2.000) | BST (R=1.000) | DMP | KR (R=2.000) | BST (R=1.000) |
| CONT7 | 14,03** (6,739) | 1,16; 28,69 | -20,43; 21,40 | 4,14** [24,87] (1,906) | 1,00; 9,39 [6,01; 56,36] | -5,09; 1,69 [-30,56; 10,16] |
| CONT14 | 36,57* (8,575) | 22,18; 57,54 | 28,71; 91,87 | 10,63* [63,78] (2,950) | 6,26; 20,64 [37,56; 123,85] | 5,87; 17,35 [35,22; 104,11] |
| AGOT | 60,41* (9,557) | 45,39; 88,03 | 36,28; 92,99 | 16,60* [99,58] (3,681) | 11,35; 29,24 [68,11; 175,45] | 7,87; 19,45 [47,20; 116,72] |
| INC25 | -10,54 (8,657) | -28,78; 6,26 | -66,92; -3,21 | -2,98 [-17,87] (2,170) | -8,04; 1,31 [-48,21; 7,84] | -16,72; -4,04 [-100,33; -24,21] |
| INC50 | 54,11* (11,089) | 35,58; 81,63 | 15,10; 71,24 | 17,35* [104,13] (4,153) | 11,16; 30,12 [66,94; 180,73] | 4,77; 16,31 [28,63; 97,85] |
| INC75 | -25,59** (10,628) | -49,28; -5,42 | -31,02; 25,14 | -7,03** [-42,17] (2,922) | -14,59; -1,62 [-87,52; -9,74] | -6,23; 3,88 [-37,38; 23,26] |
| EMP3 | 6,12 (5,940) | -5,16; 18,64 | -23,38; 17,20 | 2,81*** [16,85] (1,586) | -0,06; 6,78 [-0,35; 40,66] | -1,44; 5,71 [-8,67; 34,26] |
| EMP6 | 5,03 (7,219) | -9,26; 19,47 | -19,39; 24,92 | 2,04 [12,26] (1,852) | -1,54; 6,21 [-9,27; 37,26] | 1,72; 10,34 [10,34; 62,04] |
| MNL extendido | Anual | | | Bimensual | | |
| | DMP | KR (R=2.000) | BST (R=1.000) | DMP | KR (R=2.000) | BST (R=1.000) |
| CONT7 | 14,21** (6,730) | 1,82; 29,81 | -20,17; 27,36 | 4,44** [26,65] (1,986) | 1,07; 10,10 [6,44; 60,60] | -5,87; 2,06 [-35,24; 12,35] |
| CONT14 | 35,13* (8,425) | 21,10; 56,86 | 32,58; 112,69 | 10,51* [63,08] (3,007) | 6,01; 21,20 [36,08; 127,23] | 6,18; 22,62 [37,08; 135,72] |
| AGOT | 59,05* (9,359) | 44,62; 83,63 | 37,44; 111,63 | 16,19* [97,15] (3,687) | 10,99; 30,58 [65,96; 183,50] | 8,36; 26,80 [50,14; 160,81] |
| INC25 | -10,77 (8,609) | -28,31; 7,56 | -85,90; -9,76 | -2,37 [-14,23] (2,174) | -7,47; 1,82 [-44,84; 10,92] | -21,48; -4,12 [-128,85; -24,72] |
| INC50 | 54,54* (11,290) | 34,49; 82,72 | 15,40; 87,11 | 18,51* [111,08] (4,510) | 11,61; 34,73 [69,65; 208,36] | 4,81; 21,23 [28,88; 127,39] |
| INC75 | -24,70** (10,789) | -48,26; -4,05 | -28,23; 35,54 | -8,46* [-50,76] (3,181) | -17,41; -2,87 [-104,47; -17,23] | -7,60; 4,09 [-45,58; 24,52] |
| EMP3 | 7,04 (5,940) | -4,89; 19,93 | -23,79; 19,99 | 2,81*** [16,88] (1,616) | -0,13; 7,02 [-0,78; 42,10] | -1,47; 6,90 [-8,81; 41,37] |
| EMP6 | 3,83 (7,186) | -10,85; 18,81 | -17,36; 33,15 | 1,25 [7,48] (1,865) | -2,55; 5,55 [-15,30; 33,32] | 1,57; 11,25 [9,43; 67,49] |

* p < 0,01 ** p < 0,05 *** p < 0,10. () Desviación típica entre paréntesis. [] Entre corchetes, transformación anual.

Fuente: elaboración propia.

Como ya adelantamos anteriormente, los resultados del modelo Logit Multinomial están condicionados al cumplimiento de la hipótesis de IAI. Por ello, aplicamos el test de IAI, rechazando la hipótesis nula de que las diferencias entre los coeficientes estimados del modelo no son estadísticamente significativas¹⁵. Dado que existen diferencias entre los individuos de la muestra, debemos tener en cuenta tal heterogeneidad individual en las

¹⁵ Al estimar un modelo restringido, en el cual se excluye la alternativa B, el estadístico de Hausmann-McFadden toma un valor de 43,425 en la versión anual y 48,143 en la versión bimensual, frente a un valor crítico al 95% de 18,307 (10 grados de libertad). Por tanto, no se cumple la hipótesis de IAI.

elecciones, por lo que introducimos en la estimación de la función de valor variables explicativas individuales (Cuadro 2), es decir, variables que no varían entre las alternativas de elección pero sí entre los individuos.

Si las introducimos directamente en la función de valor y, dado que son variables de tipo socio-económico y de percepción constantes, se generaría una matriz Hessiana singular, con lo cual no se podría realizar la estimación de sus coeficientes. Para solucionar este problema, deben incorporarse interactuando con una constante alternativa específica (CAE), que diferencia la elección de una alternativa de cambio versus a la situación actual. Así, los coeficientes estimados de las interacciones entre esta constante y las variables individuales indican cómo influyen dichas variables sobre la probabilidad de elección de una alternativa de elección (cambio Vs status quo).

En el Cuadro 3 presentamos los resultados de la estimación Logit Multinomial incorporando esta heterogeneidad (MNL extendido). Observamos que los atributos, codificados por niveles tomando como referencia la situación actual, siguen siendo significativos para la explicación de las elecciones realizadas y mantienen su signo. El poder explicativo del modelo mejora, tanto en la versión anual (de 11,73% a 18,30%) como en la bimensual (de 17,38% a 25,81%)¹⁶. Asimismo, la capacidad predictiva también mejora, pasando del 42,47% al 46,48% en la versión anual, y del 46,44% al 50,97% en la bimensual. Finalmente, las estimaciones de DMP son semejantes a las obtenidas cuando no considerábamos heterogeneidad (Cuadro 4).

Las funciones de valor de la versión anual y bimensual presentan, respectivamente, 14 y 15 variables individuales explicativas¹⁷, siendo 7 de ellas comunes (Cuadro 3). Para ambas versiones, variables con influencia positiva serían BIONIN y RENTA, es decir, los individuos que opinan que la valorización eléctrica de la biomasa no presenta ningún problema y aquellos con renta familiar superior a la media gallega, estarían más dispuestos a refrendar un programa de sustitución parcial de e-FEC por e-biomasa. Por otra parte, CALEL y EDAD

¹⁶ Louviere et al. (2000) constata que un rango de 0,2 a 0,4 del estadístico de Hausmann-McFadden equivaldría a una bondad de ajuste del 70 al 90% en una estimación por mínimos cuadrados ordinarios.

¹⁷ Se realiza una selección de regresores hacia atrás, eliminando aquellos que no son significativos al 90%.

influyen negativamente, es decir, los hogares con sistema de calefacción eléctrica estarían menos dispuestos a financiar el cambio y los individuos jóvenes estarían más dispuestos a financiar el cambio.

Tres de las variables comunes presentan signos opuestos entre las dos versiones. En la versión anual comprobamos que considerar que la biomasa es una FER (BIOFER) y estar familiarizado con el mundo rural (CRURAL) influyen negativamente, mientras que en la bimensual lo hacen de forma positiva. La influencia de estas dos variables no tiene a priori ningún signo esperado, por lo que estas diferencias no conllevarían ningún problema de validez interna. Nuevamente y a diferencia de la versión bimensual, en la versión anual el signo de CAMB es positivo, quizás debido a que aquellos individuos clasificados con conducta ambiental no están incurriendo en costes relacionados con el medio ambiente o están dispuestos a sustituir los bienes y servicios que actualmente consumen y, por ello, estarían más dispuestos a pagar por el programa de sustitución planteado.

Complementariamente a estas variables comunes, en la versión anual observamos 7 nuevas variables individuales explicativas, donde sólo una (INCBIO) presenta signo negativo. Aquellas que lo hacen positivamente son CCFEC, EMPBIO, AGOBIO, EINCBIO, ESTUD y SEXO. Debemos resaltar la diferencia de signo de dos variables relacionadas con los incendios forestales, pues observamos que afirmar espontáneamente (pregunta abierta) que la reducción de incendios es una ventaja asociada a la sustitución de e-FEC por e-biomasa (EINCBIO) influye positivamente en la función de valor, mientras que realizar esta afirmación en base a un listado de ventajas (pregunta cerrada) influye negativamente (INCBIO). Estas diferencias pudieran ser debidas a la diferente interpretación psicológica de los individuos entre los dos formatos de pregunta y/o a las diferencias respecto a la información proporcionada.

En la versión bimensual observamos 8 variables explicativas específicas. Con influencia positiva tenemos GEL, AGOFEC, PRIOFER, CFER, CO2BIO y HVERDE, mientras que aquellas que influyen negativamente son PGEL y CBIO. Especialmente relevante para nuestro caso de estudio son las variables CFER y CBIO. Los individuos que perciben que el

coste de electricidad producida con FER es superior al de la e-FEC estarían, en mayor medida, dispuestos a respaldar un programa de sustitución como el que planteamos. Sin embargo, aquellos que piensan que el coste de la e-biomasa es superior al de otras tecnologías renovables, estarían menos dispuestos a financiar el cambio.

Este resultado confirma resultados obtenidos en el test de percepción (Prada et al., 2007), donde se constata que la intensidad de preferencias en la sustitución de e-FEC por e-FER es superior para tecnologías diferentes a la biomasa (eólica y minihidráulica), que ocuparía una situación de segundo orden. Así, la diferencia de signo entre CFER y C BIO indica que una cuestión relevante para la población gallega en la sustitución de e-FEC por e-FER es el coste de la e-FER, siendo preferible¹⁸ que tal sustitución recaiga en mayor medida sobre aquellas con menor coste privado.

Una vez estimado este modelo multinomial extendido, comprobamos que se sigue incumpliendo la condición de IAI¹⁹, es decir, no se cumple el supuesto de varianza constante. Por lo tanto, hemos considerado un modelo logit con parámetros aleatorios (RPL) que, como hemos explicado anteriormente, constituye una especificación menos restrictiva del modelo de elección y permite aproximar cualquier MNL (McFadden y Train, 2000).

Suponemos que todos los atributos son parámetros aleatorios que siguen una distribución normal²⁰, incluido el coste. Los resultados de la estimación de la función de valor mediante RPL sin variables explicativas y RPL extendido (con variables explicativas) y las DMP resultantes aparecen recogidos en los Cuadros 5 y 6 respectivamente. Además, realizamos diferentes pruebas de estimación con modelos RPL, no mejorando las características (pseudo-R², poder predictivo, dispersión de DMP, etc.) de la función de valor presentada. Por ejemplo, partiendo de esta estimación, supusimos que las desviaciones

¹⁸ Quizás estas preferencias estén muy condicionadas por una deficiente información sobre la biomasa en relación con la que, por distintas vías, tienen la hidráulica y la eólica.

¹⁹ Si excluimos la alternativa B tenemos un valor del estadístico de IAI de 111,483 en la versión anual y 61,290 en la bimensual; frente a valores críticos al 95% para la versión anual y bimensual respectivamente de 36,415 y 37,652.

²⁰ Es habitual suponer una distribución normal o lognormal (Layton y Brown, 2000; Revelt y Train, 1998; Hanley et al., 2006). Campbell et al. (2006) recomiendan el uso de una distribución triangular (Hensher et al., 2005), sobre todo cuando el estudio analiza situaciones de mejora frente a la situación actual. Sin embargo, hemos comprobado que suponer una distribución triangular de los parámetros aleatorios no mejora los resultados obtenidos bajo un supuesto de normalidad.

típicas (para la distribución de parámetros) no significativas implican que los atributos no son parámetros aleatorios (Hensher et al., 2005) y volvemos a estimar la función de valor. Finalmente, CONT7, INC50 y COSTE son estadísticamente significativas y, por tanto, son las variables que finalmente fueron introducidas en nuestra función de valor como parámetros aleatorios que siguen una distribución normal. Tanto los resultados de esta aproximación como de otras pruebas realizadas, no mejoran significativamente la función de valor que presentamos en el Cuadro 5.

Cuadro 5. Estimación RPL de la función de valor

| | RPL | | | | RPL extendido | | | |
|-----------------------|--------------------|---------|---------------------|---------|---------------------|---------|--------------------|---------|
| | Anual | | Bimensual | | Anual | | Bimensual | |
| | Coef. | t-ratio | Coef. | t-ratio | Coef. | t-ratio | Coef. | t-ratio |
| CAE | -0,170 (0,239) | -0,714 | -0,042 (0,237) | -0,175 | -0,065 (0,470) | -0,139 | -2,283* (0,454) | -5,028 |
| CONT7 | 0,161** (0,077) | 2,098 | 0,204* (0,072) | 2,821 | 0,181* (0,066) | 2,739 | 0,129** (0,052) | 2,494 |
| CONT14 | 0,444* (0,093) | 4,762 | 0,391* (0,085) | 4,608 | 0,365* (0,073) | 4,969 | 0,334* (0,060) | 5,554 |
| AGOT | 0,767* (0,109) | 7,032 | 0,703* (0,117) | 6,023 | 0,607* (0,086) | 7,058 | 0,520* (0,069) | 7,522 |
| INC25 | 0,072 (0,096) | 0,759 | 0,012 (0,084) | 0,138 | 0,012 (0,083) | 0,144 | -0,032 (0,073) | -0,434 |
| INC50 | 0,826* (0,166) | 4,986 | 0,807* (0,164) | 4,908 | 0,609* (0,127) | 4,791 | 0,581* (0,102) | 5,678 |
| INC75 | -0,540* (0,148) | -3,641 | -0,415* (0,132) | -3,152 | -0,362* (0,117) | -3,094 | -0,293* (0,098) | -2,980 |
| EMP3 | 0,014 (0,063) | 0,228 | 0,080 (0,053) | 1,508 | 0,070 (0,052) | 1,357 | 0,071 (0,046) | 1,566 |
| EMP6 | 0,069 (0,081) | 0,851 | 0,031 (0,071) | 0,434 | 0,044 (0,068) | 0,651 | 0,037 (0,062) | 0,603 |
| COSTE | -0,007* (0,002) | -4,166 | -0,018** (0,008) | -2,106 | -0,008* (0,002) | -4,815 | -0,032* (0,008) | -3,970 |
| sCONT7 | 1,161* (0,343) | 3,381 | 0,774* (0,291) | 2,664 | 0,094 (0,194) | 0,486 | 0,087 (0,204) | 0,425 |
| sCONT14 | 0,768** (0,321) | 2,391 | 0,963* (0,271) | 3,558 | 0,077 (0,201) | 0,386 | 0,415 (0,269) | 1,541 |
| sAGOT | 0,299** (0,138) | 2,171 | 0,059 (0,095) | 0,620 | 0,054 (0,099) | 0,549 | 0,038 (0,097) | 0,394 |
| sINC25 | 0,202 (0,257) | 0,785 | 0,018 (0,199) | 0,089 | 0,382*** (0,203) | 1,883 | 0,402** (0,184) | 2,180 |
| sINC50 | 1,366* (0,311) | 4,386 | 1,005* (0,342) | 2,942 | 1,129* (0,279) | 4,042 | 0,557** (0,229) | 2,427 |
| sINC75 | 0,233 (0,207) | 1,128 | 0,089 (0,152) | 0,586 | 0,085 (0,155) | 0,550 | 0,050 (0,152) | 0,329 |
| sEMP3 | 0,204 (0,194) | 1,053 | 0,061 (0,165) | 0,369 | 0,020 (0,126) | 0,162 | 0,316** (0,137) | 2,306 |
| sEMP6 | 0,104 (0,154) | 0,672 | 0,002 (0,138) | 0,012 | 0,251 (0,187) | 1,345 | 0,202 (0,135) | 1,499 |
| sCOSTE | 0,012** (0,005) | 2,545 | 0,035*** (0,020) | 1,697 | 0,016* (0,005) | 2,995 | 0,074* (0,021) | 3,496 |
| N | 2.437 | | 2.726 | | 2.285 | | 2.584 | |
| LL | -2.333,313 | | -2.457,327 | | -2.026,138 | | -2.084,542 | |
| LL sin coef. | -2.677,318 | | -2.994,817 | | -2.510,329 | | -2.838,814 | |
| pseudo-R ² | 0,1251 | | 0,1766 | | 0,1870 | | 0,2608 | |
| % Pred correctas | 43,70 | | 47,40 | | 47,26 | | 51,39 | |

* p < 0,01 ** p < 0,05 *** p < 0,10. () Desviación típica entre paréntesis.

Fuente: elaboración propia.

En primer lugar, destacamos que en el RPL tanto los atributos como las variables individuales presentan los mismos signos que en el modelo MNL. Para los modelos que presentan un mayor ajuste (extendidos), comprobamos que el RPL proporciona unos valores de DMP con mayor distorsión y superiores en términos absolutos al MNL para la versión anual (Cuadros 4 y 6). Al contrario, en la versión bimensual, los valores estimados con el RPL (que, salvo CONT7, también presentan mayor dispersión) son ligeramente inferiores en valor absoluto a los obtenidos con el MNL²¹. Asimismo, la diferencia entre las DMP de la versión anual y bimensual obtenidas mediante RPL son menores que las ya comentadas para el MNL. En el caso de RPL, las DMP de la versión bimensual son entre 1,12 y 1,50 veces superiores a las de la versión anual (frente al 1,65-1,92 del MNL).

Cuadro 6. DMP (RPL)

| | RPL | | RPL extendido | |
|--------|---------------------|---------------------------------|---------------------|-------------------------------|
| | Anual | Bimensual | Anual | Bimensual |
| CONT7 | 24,98* (9,612) | 9,43 [56,58] (6,748) | 21,44* (8,199) | 4,01** [24,06] (1,897) |
| CONT14 | 49,02* (12,938) | 20,99 [125,94] (13,534) | 43,19* (10,912) | 10,38* [62,28] (3,143) |
| AGOT | 82,96* (17,685) | 33,78 [202,68] (22,011) | 71,85* (14,747) | 16,15* [96,90] (4,173) |
| INC25 | 5,24 (11,226) | 2,44 [14,64] (5,140) | 1,41 (9,804) | -0,99 [-5,94] (2,251) |
| INC50 | 79,91* (19,707) | 40,04 [240,24] (27,850) | 72,08* (17,332) | 18,06* [108,36] (5,023) |
| INC75 | -51,68* (17,245) | -21,98 [-131,88] (15,813) | -42,82* (14,557) | -9,11* [-54,66] (3,527) |
| EMP3 | 8,87 (6,879) | 3,68 [22,08] (3,041) | 8,28 (6,177) | 2,22 [13,32] (1,478) |
| EMP6 | 5,72 (8,796) | 4,59 [27,54] (4,846) | 5,26 (7,936) | 1,15 [6,9] (1,903) |

* p < 0,01 ** p < 0,05 *** p < 0,10. () Desviación típica entre paréntesis. [] Entre corchetes, transformación anual.
Fuente: elaboración propia.

Los atributos más valorados son la disminución del riesgo de incendios a la mitad y no contribuir al agotamiento de los recursos, con una DMP en la versión anual de 72,08 y 71,85 €/f/a respectivamente y en la bimensual de 108,36 y 96,90 €/f/a. A diferencia del MNL, el orden implícito de estos dos atributos se mantiene en ambas versiones. Al igual que en el

²¹ Nótese que, a diferencia del MNL, en el RPL ninguna variable de empleo es significativa.

MNL, la disminución de la contaminación sería el tercer atributo más valorado, verificándose nuevamente una relación lineal y creciente entre la DMP y la intensidad de la disminución de emisiones de CO₂. Finalmente, la creación de empleo en el mundo rural no es significativa en ninguna de las dos versiones, mientras que en el MNL sí lo era en la versión bimensual (con un nivel de aproximadamente 3.000 empleos).

6. Conclusiones

En este artículo hemos constatado como la sociedad gallega experimentaría un cambio de bienestar positivo si efectivamente se impulsase una política de sustitución parcial de electricidad generada a partir de combustibles fósiles por electricidad generada a partir de biomasa forestal. Por lo tanto, las preferencias sociales de la población gallega respaldarían a las Administraciones Públicas para emprender actuaciones que conduzcan hacia un escenario de desarrollo energético sostenible, siendo la sustitución de e-FEC por e-biomasa una de las medidas relevantes a considerar.

Al analizar la disposición marginal al pago por cada una de las implicaciones consideradas, comprobamos que la sociedad gallega estaría dispuesta a pagar (resultados de versión anual/versión bimensual):

- 59,05/97,15 €/familia/año (hasta el 2010) por un programa que contribuyera a no agotar recursos mundialmente limitados como el carbón, petróleo y gas.
- 54,54/111,08 €/familia/año (hasta el 2010) por un programa que disminuyese el riesgo de incendios a la mitad.
- 14,21/26,65 €/familia/año (hasta el 2010) por un programa que disminuyese las emisiones de CO₂ un 7%. Y algo más del doble, 35,13/63,08 €/f/a, si la disminución fuese del 14%.
- n.d./16,88 €/familia/año (hasta el 2010) por un programa que permitiese la creación de aproximadamente 3.000 empleos en el mundo rural.

Es decir, las características más valoradas del programa planteado serían contribuir a no agotar recursos mundiales limitados y la disminución del riesgo de incendios a la mitad. A continuación estarían las reducciones de la contaminación del aire, expresadas en términos de disminución de emisiones de CO₂ y, finalmente, la creación de empleo en el mundo rural.

Además y, a nuestro saber, en este artículo se introduce una aplicación metodológica pionera en análisis de preferencias declaradas, consistente en analizar la influencia de la periodicidad del instrumento de pago sobre las estimaciones de cambio de bienestar en experimentos de elección. Para ello se diseñaron dos versiones de un cuestionario que se diferencian exclusivamente en la periodicidad del pago, consistente en un recargo en la factura eléctrica (proporcional al consumo) de los consumidores domésticos e industriales, con garantía institucional de que la recaudación sería destinada a la promoción de la e-biomasa. La mitad de la muestra se enfrenta a un pago anual, mientras que la otra lo hace a un pago bimensual, que coincide con la periodicidad de la factura eléctrica.

A la vista de los resultados obtenidos, podemos afirmar que la periodicidad del pago influye en las estimaciones de cambio de bienestar, pues las estimaciones sobre disposición marginal al pago de la versión bimensual son significativamente superiores a la anual (entre 1,65 y 1,92 veces). Complementariamente, utilizando un modelo de Parámetros Aleatorios, estas diferencias se reducen a 1,12-1,50. Las diferencias respecto a la periodicidad también nos permite afirmar que la utilización de un medio de pago bimensual proporciona unas estimaciones más robustas y/o eficientes sobre el cambio de bienestar.

De nuestros resultados podemos deducir que los pagos más frecuentes proporcionan resultados empíricos más robustos, quizás debido al mayor ajuste del instrumento con la realidad (notemos que los pagos bimensuales coinciden con la periodicidad de la factura eléctrica que realmente pagan los consumidores de electricidad). Sin embargo, a pesar de que se han diseñado precios análogos entre ambas versiones (por lo que en términos de gasto anual por unidad familiar las cantidades presentadas han sido las mismas en ambas versiones), los precios bimensuales pueden estar sometidos a un efecto escala que provoca

que un pago único sea percibido como peor que el mismo importe en varios pagos repartidos en el tiempo.

Por lo tanto, en nuestras aplicaciones surgen interrogantes sobre los resultados obtenidos, que requerirán un futuro esfuerzo investigador que analice la influencia en las estimaciones de bienestar de diversos aspectos relacionados con el instrumento de pago. De tal forma, se podría responder al interrogante de si las diferencias anotadas entre ambas versiones podrían ser consecuencia de alguna combinación de efecto escala y realismo del instrumento de pago.

7. Bibliografía

- Adamowicz, W., Louviere, J. and Williams, M. (1994). "Combining Revealed and Stated Preference Methods for Valuing Environmental Amenities". *Journal of Environmental Economics and Management* **26**(3): 271-292.
- Adamowicz, W., Boxall, P., Williams, M. and Louviere, J. (1998). "Stated Preference Approaches for Measuring Passive Use Values: Choice Experiments and Contingent Valuation". *American Journal of Agricultural Economics* **80**(1): 64-75.
- An, L., Lupi, F., Liu, J., Linderman, M.A. and Huang, J. (2002). "Modeling the Choice to Switch from Fuelwood to Electricity Implications for Giant Panda Habitat Conservation". *Ecological Economics* **42**: 445-457.
- Banzhaf, M.R., Johnson, F.R. and Mathews, K.E. (2001). "Opt-out Alternatives and Anglers' Stated Preferences". In: Bennett, J. and Blamey, R. [Ed.]. *The Choice Modelling Approach to Environmental Valuation*. Edward Elgar, Cheltenham, UK.
- Bateman, I.J., Carson, R.T., Day, B., Hanemann, M., Hanley, N., Hett, T., Jones-Lee, M., Loomes, G., Mourato, S., Özdemiroglu, E., Pearce, D.W., Sugden, R. and Swanson, J. (2002). *Economic Valuation with Stated Preference Techniques: A Manual*. Edward Elgar, Cheltenham, UK.
- Ben-Akiva, M. and Lerman, S.R. (1985). *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*. The MIT Press, Cambridge.
- Bennett, J. and Adamowicz, V. (2001). "Some Fundamentals of Environmental Choice Modelling". In: Bennett, J. and Blamey, R. [Ed.]. *The Choice Modelling Approach to Environmental Valuation*. Edward Elgar, Cheltenham, UK.
- Bennett, J. and Blamey, R. [Ed.] (2001). *The Choice Modelling Approach to Environmental Valuation*. Edward Elgar, Cheltenham, UK.
- Bergmann, A., Hanley, N. and Wright, R. (2006). "Valuing the Attributes of Renewable Energy Investments". *Energy Policy* **34**: 1.004-1.014.
- Blamey, R., Louviere, J.J. and Bennett, J. (2001). "Choice Set Design". In: Bennett, J. and Blamey, R. [Ed.]. *The Choice Modelling Approach to Environmental Valuation*. Edward Elgar, Cheltenham, UK.
- Campbell, D., Hutchinson, W.G. and Scarpa, R. (2006). "Using Discrete Choice Experiments to Derive Individual-Specific WTP Estimates for Landscape Improvements under Agri-Environmental Schemes: Evidence from the Rural Environment Protection Scheme in Ireland". *Fondazione Eni Enrico Mattei NOTA DI LAVORO* 26.
- Champ, P.A. and Bishop, R.C. (2006). "Are Actual Donations to the Provision of a Public Good Sensitive to the Elicitation Format?". *Land Economics* **82**(2): 162-173.

- Ek, K. (2002). *Valuing the Environmental Impacts of Wind Power: A Choice Experiment Approach*. Licentiate Thesis. Luleå University of Technology.
- Geweke, W.H., Keane, M. and Runkle, D. (1994). "Alternative Computational Approaches to Indifference in the Multinomial Probit Model". *Review of Economics and Statistics* **76**(4): 609-632.
- Goett, A.A., Hudson, K. and Train, K.E. (2000). "Customers' Choice Among Retail Energy Suppliers: The Willingness-to-Pay for Service Attributes". *The Energy Journal* **21**(4): 1-28.
- Gómez-Lobo, A., Núñez, J. and Ruiz-Tagle, C. (2003). "Choice Complexity in a Stated Choice Experiment: Valuing Environmental Resources in Chile". *Working Paper*, Departamento de Economía, Universidad de Chile, No. 206.
- Hanley, N., Mourato, S. and Wright, R.E. (1998). "Choice Modelling Approaches: A Superior Alternative for Environmental Valuation?". *Journal of Economic Surveys* **15**(3): 435-462.
- Hanley, N., Bergmann, A. and Kim, Y-J. (2006). "The Environmental Impacts of Renewable Energy: An Investigation of Public Preferences". *Paper submitted to Energy Economics*.
- Hausman, J. and McFadden, D. (1984). "Specification Tests for the Multinomial Logit Model". *Econometrica* **52**: 1.219-1.240.
- Hensher, D.A., Rose, J.M. and Greene, W.H. (2005). *Applied Choice Analysis: A Primer*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Huber, J. and Pinnell, J. (1994). "The Impact of Set Quality and Choice Difficulty on the Decision to Defer Purchase". *Working Paper*, Fuqua School of Business, Duke University.
- Huber, J. and Zwerina, K. (1996). "The Importance of Utility Balance in Efficient Choice Designs". *Journal of Marketing Research* **33**: 307-317.
- Krinsky, I. and Robb, A.L. (1986). "On Approximating the Statistical Properties of Elasticities". *The Review of Economics and Statistics* **68**: 715-719.
- Ladenburg, J., Dubgaard, A. and Tranberg, J. (2006). "Visual Disamenities from Off-Shore Wind Farms in Denmark". *Applied Environmental Economics Conference*. March 24, London.
- Lancaster, K.J. (1966). "A New Approach to Consumer Theory". *Journal of Political Economy* **74**: 132-157.
- Laureau, T., and Rae, D. (1985). "Valuing Willingness to Pay for Diesel Odor Reduction: an Application of the Contingent Ranking Technique". *Southern Economics Journal* **55**: 728-742.
- Layton, D.F. and Brown, G. (2000). "Heterogeneous Preferences Regarding Global Climate Change". *The Review of Economics and Statistics* **82**(4): 616-624.
- Louviere, J.J. (1988). "Analyzing Individual Decision Making: Metric Conjoint Analysis". *Sage University Series on Quantitative Applications in the Social Sciences* **67**. Sage Publications, Inc. Newbury Park, California.
- Louviere, J.J. and Hensher, D.A. (1983). "Using Discrete Choice Models with Experimental Design Data to Forecast Consumer Demand for a Unique Cultural Event". *Journal of Consumer Research* **10**(3): 348-361.
- Louviere, J.J. and Woodworth, G. (1983). "Design and Analysis of Simulated Consumer Choice or Allocation Experiments: An Approach based on Aggregate Data". *Journal of Marketing Research* **20**: 350-367.
- Louviere, J.J., Hensher, D.A. and Swait, J.D. (2000). *Stated Choice Methods: Analysis and Application*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Luce, R.D. and Tukey, J.W. (1964). "Simultaneous Conjoint Measurement". *Journal of Mathematical Psychology* **1**: 1-27.
- McFadden, D. (1973). "Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behaviour". In: Zarembka, P. [ed.]. *Frontiers in Econometrics*. Academic Press, New York. pp. 105-142.

- McFadden, D. (1984) "Econometric Analysis of Qualitative Response Models". In: Griliches, Z. and Intriligator, M.D. [eds.]. *Handbook of Econometrics II*. Elsevier, Amsterdam. pp. 1.396-1.457.
- Mitchell, R.C. and Carson, R.T. (1989). *Using Surveys to Value Public Goods: The Contingent Valuation Method*. Resources for the Future, Washington D.C.
- Opaluch, J.J., Swallow, S.K., Weaver, T., Wessells, C.W. and Wichelns, D. (1993). "Evaluation Impacts from Noxious Facilities: Including Public Preferences in Current Siting Mechanisms". *Journal of Environmental Economics and Management* **24**: 41-59.
- Pearmain, D., Swanson, J., Kroes, E. and Bradley, M. (1991). *Stated Preference Techniques. A Guide to Practice*. Steer Davies Gleave and Hague Consulting Group, London.
- Prada, A., Vázquez, M.X. y Soliño, M. (2006). *Electricidad Verde. La Biomasa en los Montes de Galicia*. CIEF-Fundación Caixa Galicia, Santiago de Compostela.
- Prada, A., Vázquez, M.X. y Soliño, M. (2007). "Percepción Social sobre Generación de Electricidad con Fuentes de Energía Renovables en Galicia". *Revista Galega de Economía*: en prensa.
- Revelt, D. and Train, K. (1998). "Mixed Logit with Repeated Choices: Household's Choices of Appliance Efficiency Level". *The Review of Economics and Statistics* **80**(4): 647-657.
- Schneider, Y. and Zweifel, P. (2002). "How Much Internalization of Nuclear Risk Through Liability Insurance?". *Working Paper*, University of Zurich. No. 0211.
- Smith, V.K. and Desvousges, W.H. (1986). *Measuring Water Quality Benefits*. International Series in Economic Modeling. Kluwer Academic Publishers, Boston, Massachusetts.
- Stern, S. (1997). "Simulation-based Estimation". *Journal of Economic Literature* **35**: 2006-2039.
- Sundqvist, T. (2002). *Power Generation Choice in the Presence of Environmental Externalities*. Doctoral Thesis. Department of Business Administration and Social Sciences – Division of Economics, Luleå University of Technology.
- Thurstone, L.L. (1927). "A Law of Competitive Judgement". *Psychological Review* **4**: 273-286.
- Train, K.E. (2003). *Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge University Press, Cambridge.