

## Capítulo 4

### 4. Desarrollo de una metodología de normalización y valoración

#### 4.1. Introducción

Tal como se describe en el Capítulo 1, el elemento de la valoración dentro de la Evaluación del Impacto de Ciclo de Vida (EICV), facilita la interpretación de resultados y el proceso de toma de decisiones. Este proceso se puede llevar a cabo mediante varios métodos, uno de los más comúnmente usados es Distancia al Objetivo (DtT) (ver capítulo 2), que implica el obtener una medida de la distancia que separa las actuales intervenciones (emisiones) de los objetivos definidos para una región determinada.

Seppälä y Hamäläinen (2001) proponen una adaptación para el método DtT, considerándolo desde la perspectiva de la Teoría de Valor Multi-Atributo (MAVT) (ver capítulo 3). Esta adaptación está ampliamente fundamentada desde el punto de vista del análisis de decisiones multi-atributo (MADA), ya que el algoritmo básico de DtT concuerda con el modelo simple de suma-ponderada en el cual se usan funciones de valor lineal. Sin embargo, a pesar de la fortaleza teórica de éste algoritmo, Güereca *et al.* (2005) identificaron limitaciones en su aplicación práctica, las cuales están relacionadas con el uso de datos imprecisos.

Por otra parte, DtT ha sido considerado como una forma de normalización externa (Finnveden, 1997; Lee 1999 Finnveden *et al.*, 2002), en éste caso, algunos autores (Finnveden *et al.*, 2002) sugieren un paso adicional de ponderación para calcular el impacto ambiental total, pero este proceso involucra elementos subjetivos.

Considerando lo anterior, en éste capítulo se desarrolla una propuesta metodológica que tiene como objetivo realizar al mismo tiempo la normalización y la valoración en la EICV. Este proceso aprovecha la fortaleza teórica de la propuesta de Seppälä y Hamäläinen (2001) y usa la lógica difusa para tratar la imprecisión que está presente en los datos y la subjetividad de los pesos, mediante el uso del modelo general de toma de decisiones multiatributo difusa, de Li y Yen (1995).

Como se menciona en el capítulo 3, la lógica difusa ha sido aplicada con éxito en ambientes caracterizados por la incertidumbre y la imprecisión. En el ámbito del ACV se han publicado varios trabajos (Geldermann *et al.*, 2000; Weckenmann y Schwan, 2001; González *et al.*, 2002; Ardente *et al.*, 2004 y Tan 2005) pero en ninguno de ellos se aborda la normalización y la valoración desde la perspectiva de DtT y MAVT considerando un ambiente difuso.

## 4.2. Propuesta metodológica

La metodología que se propone en éste trabajo consiste de dos pasos:

- 1) El cálculo de un indicador parcial de impacto, y
- 2) El tratamiento difuso del indicador parcial.

### 4.2.1. Obtención del indicador parcial de impacto

En este paso es necesario introducir la ecuación de Eco-Indicador 95 (Goedkoop, 1995) adaptada a la Teoría de Valor Multi-Atributo (MAVT) por Seppälä y Hämäläinen (2001) (Ecuación 4.1)

$$I(a) = \sum_{i=1}^n \frac{N_i}{T_i} \cdot \frac{I_i(a)}{N_i - I_i^{TH}} \quad (\text{Ecuación 4.1})$$

donde:

- $I(a)$  = Impacto ambiental total, causado por la alternativa  $a$ .
- $N_i$  = Referencia de normalización para la categoría de impacto  $i$ .
- $T_i$  = Objetivo de referencia para la categoría de impacto  $i$ .
- $I_i(a)$  = Indicador de impacto resultante para la categoría  $i$  causado por la alternativa  $a$ .
- $I_i^{TH}$  = Indicador del umbral de referencia de la categoría de impacto  $i$ .

La referencia de normalización ( $N_i$ ), es el resultado del indicador total de impacto caracterizado, calculado sobre la base de todas las actividades de la sociedad en alguna región determinada y para un período de referencia (Consoli *et al.*, 1993; Wentzel *et al.*, 1997).

El objetivo de referencia ( $T_i$ ), esta basado en compromisos políticos y el indicador del umbral de referencia ( $I_i^{TH}$ ), se refiere al límite bajo el cual no se presentan daños ambientales.

En la Ecuación 4.1, tanto  $N_i - I_i^{TH}$  como  $N_i/T_i$ , son elementos de normalización que además marcan un contexto regional que permite comparar los resultados caracterizados obtenidos con la situación de la región para cada categoría de impacto. En esta ecuación,  $N_i/T_i$  determina la distancia al objetivo pero no constituye un factor de ponderación o peso ( $W$ ) para cada categoría de impacto, porque se asume que todos los objetivos ( $T_i$ ) tienen la misma importancia.

Debido a que los indicadores de impacto resultantes tienen diferentes órdenes de magnitud en cada categoría de impacto, los cambios que se producen en ellos ( $I_i(a)$ ) afectan de diferente manera el indicador global ( $I(a)$ ) propuesto por Seppälä y Hämäläinen (2001). Por lo tanto, en vez de evaluar la sumatoria propuesta e la Ecuación 4.1, en este trabajo se propone como primer paso, obtener lo que llamamos Indicador Parcial del Impacto  $i$  para la alternativa  $a$  [ $IPi(a)$ ] de acuerdo a la Ecuación 4.2.

$$IPi(a) = \frac{N_i}{T_i} \cdot \frac{I_i(a)}{N_i - I_i^{TH}} \quad (\text{Ecuación 4.2})$$

El  $IPi(a)$  es adimensional y permite hacer comparaciones entre alternativas, sin embargo es un valor que tiene cierto grado de incertidumbre, puesto que los recursos utilizados, las estimaciones de las emisiones al aire y las descargas al agua para todas las actividades en un área determinada ( $N_i$ ) y los umbrales de sostenibilidad ( $I_i^{TH}$ ) pocas veces están accesibles y si existen son imprecisos. Esta situación hace pensar que una descripción de las alternativas estudiadas con la ayuda de los números borrosos podría parecer más realista que con números precisos.

Pero la aplicación de la lógica difusa requiere que todos los valores puedan ser comparables en un rango entre 0 y 1, donde 0 es el peor desempeño y 1 el mejor, por eso el  $IPi(a)$  se adapta a esta escala mediante el uso de la Ecuación 4.3.

$$\overline{IPi(a)} = 1 - \frac{IPi(a) - IPi(a)_{\min}}{IPi(a)_{\max} - IPi(a)_{\min}} \quad (\text{Ecuación 4.3})$$

#### 4.2.2. Tratamiento difuso del indicador parcial

El tratamiento difuso que responde mejor a la valoración en ACV es el método reportado por Li y Yen (1995), que consiste en asociar cada indicador parcial con una variable lingüística que lo describe en términos semánticos.

La Figura 4.1 muestra una representación gráfica de las funciones de pertenencia definidas, aquí el conjunto de variables lingüísticas ( $e_k$ ) esta formado por el universo  $E = \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6, e_7, e_8, e_9, e_{10}, e_{11}\}$ , donde  $e_1$  es *terrible*,  $e_2$  es *muy, muy malo*,  $e_3$  es *muy malo*,  $e_4$  es *malo*,  $e_5$  es *algo malo*,  $e_6$  es *satisfactorio*,  $e_7$  es *algo bueno*,  $e_8$  es *bueno*,  $e_9$  es *muy bueno*,  $e_{10}$  es *muy, muy bueno*, y  $e_{11}$  es *excelente*.

Las medidas difusas se definen de acuerdo a las funciones de membresía que se presentan en las Ecuaciones 4.4, 4.5 y 4.6, donde  $x = \overline{IPi(a)}$ .

Para determinar el descriptor difuso de los Indicadores Parciales es necesario definir, la función de membresía para cada uno de las variables lingüísticas. Para todos los  $k \in \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ , se considera la siguiente ecuación de pertenencia:

$$e_k(x) = \begin{cases} 0 & x \leq \frac{k-2}{10} \\ 10x - (k-2) & \frac{k-2}{10} < x \leq \frac{k-1}{10} \\ -10x + k & \frac{k-1}{10} < x \leq \frac{k}{10} \\ 0 & x > \frac{k}{10} \end{cases} \quad (\text{Ecuación 4.4})$$

Mientras que para  $k=1$  y para  $k=11$ , la ecuación de pertenencia es:

$$e_1(x) = \begin{cases} 1-10x & 0 \leq x < 0.1 \\ 0 & x > 0.1 \end{cases} \quad (\text{Ecuación 4.5})$$

$$e_{11}(x) = \begin{cases} 0 & x < 0.9 \\ 10x - 9 & 0.9 < x \leq 1 \end{cases} \quad (\text{Ecuación 4.6})$$

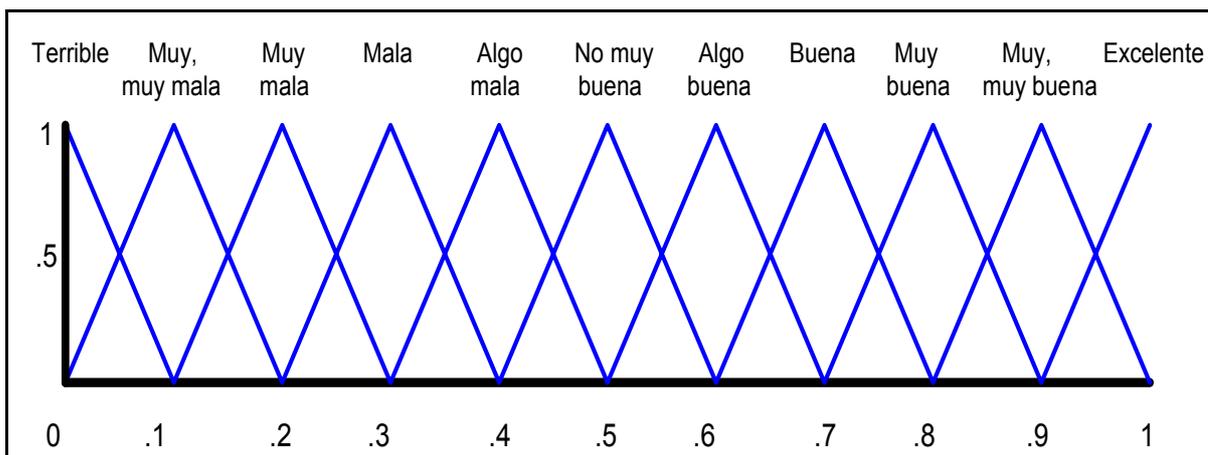


Figura 4.1. Escala semántica usada para difuminar los Indicadores Parciales normalizados  $[IPi(a)]$

Considerando las variables lingüísticas  $e_k$  ( $k=1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11$ ) y las categorías de impacto  $I_i$  ( $i=1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9$ ), para cada alternativa  $a_j$  ( $j=1,2,3,4,5,6,7,8$ ), se define una matriz  $M_{kij} = (e_k(x_{ij}))$ , tal como muestra la ecuación 4.7. Esta matriz representa el grado de pertenencia de cada indicador parcial de impacto a cada una de las variables lingüísticas. Los valores de  $x_{ij}$  son calculados de acuerdo a la ecuación 4.8:

$$M_{kij} = \begin{pmatrix} e_1(x_{1,j}) & e_1(x_{2,j}) & e_1(x_{3,j}) & e_1(x_{4,j}) & e_1(x_{5,j}) & \dots & e_1(x_{12,j}) \\ e_2(x_{1,j}) & e_2(x_{2,j}) & e_2(x_{3,j}) & e_2(x_{4,j}) & e_2(x_{5,j}) & \dots & e_2(x_{12,j}) \\ e_3(x_{1,j}) & e_3(x_{2,j}) & e_3(x_{3,j}) & e_3(x_{4,j}) & e_3(x_{5,j}) & \dots & e_3(x_{12,j}) \\ \vdots & & & & & & \\ e_{11}(x_{1,j}) & e_{11}(x_{2,j}) & e_{11}(x_{3,j}) & e_{11}(x_{4,j}) & e_{11}(x_{5,j}) & \dots & e_{11}(x_{12,j}) \end{pmatrix} \quad \text{(Ecuación 4.7)}$$

$$x_{ij} = \overline{IPi(a_j)} \quad \text{(Ecuación 4.8)}$$

Para cada alternativa se obtiene el vector de decisión  $(d^{(k)}(a_j))$ , que contiene los valores globales de pertenencia para cada una de las etiquetas lingüísticas. Dicho vector se obtiene multiplicando el producto de la matriz  $M_{ki}$  por un vector de factores de ponderación (importancia de las categorías de impacto o pesos)  $W = (w_1, w_2, \dots, w_9)$ :

$$d^{(k)}(a_j) = M_{kij} \cdot W_i \quad \text{(Ecuación 4.9)}$$

Los factores de ponderación pueden ser obtenidos mediante técnicas de pesaje como es el caso del método panel y los pesos deben normalizarse para que la suma de todos los pesos sea igual a la unidad, tal como se presenta en la Ecuación 4.10.

$$\sum_{i=1}^{10} w_i = 1 \quad (\text{Ecuación 4.10})$$

Finalmente, la función de decisión  $D(a_j)$ , en la Ecuación 4.11, permite juzgar de acuerdo al principio de máxima pertenencia, en el cual cada una de las alternativas es etiquetada con el término lingüístico en el que presente mayor valor de membresía.

$$D(a_j) = \max\{\rho^{(k_1)}(a_j), \rho^{(k_2)}(a_j), \dots, \rho^{(k_n)}(a_j)\} \quad (\text{Ecuación 4.11})$$

El orden de preferencia para el conjunto de alternativas, es obtenido tomando en cuenta los términos lingüísticos establecidos, de tal forma que aquella alternativa que mostró máxima pertenencia en “excelente” será preferida sobre las alternativas que mostraron máximos valores en términos como “bueno”, “regular”, “malo”, etc. Si dos alternativas presentan la misma etiqueta, se considera el valor de pertenencia para establecer un orden entre ellas.

### 4.3. Discusión

#### 4.3.1. Fortalezas del modelo difuso para el análisis de decisiones

Las herramientas tradicionales para la modelación son determinísticas y asumen que los datos que manejan son precisos, están basadas en el enfoque *si-o-no*, y no en una visión *mas-o-menos*. En ellas se asume que los parámetros de un modelo representan exactamente el fenómeno modelado, lo cual implica que el modelo no contiene ambigüedades. Sin embargo, en la realidad la imprecisión existe. Zimmermann (1991) establece que la teoría de los conjuntos borrosos proporciona un marco estricto en el sentido matemático en el cual los fenómenos conceptualmente vagos o imprecisos pueden ser rigurosamente estudiados.

Ross et al (2002) establecen que si un cálculo es realizado con datos inciertos, y la incertidumbre es menospreciada, entonces una decisión basada en los resultados de dichos cálculos puede ir en dirección equivocada.

Tomando en cuenta que el  $IPi(a)$  es un valor incierto, la metodología de valoración propuesta proporciona resultados más realistas que las herramientas tradicionales porque permite agregar la imprecisión inherente a todos los  $IPi(a)$  y obtener una etiqueta semántica para cada alternativa, fácil de interpretar y con significado propio.

Este método permite realizar la normalización y la ponderación, desde un enfoque matemáticamente robusto porque considera una escala semántica con once términos, cada uno de ellos es un número difuso triangular, que puede definir el desempeño de las alternativas de acuerdo a su nivel de pertenencia. Esta asociación está determinada por el principio de “simultaneidad gradual” (Zadeh, 1965), en el cual se expresa que una proposición puede ser, por al mismo tiempo verdadera y falsa, siempre y cuando se le asigne un grado a su verdad y un grado a su falsedad. Por lo tanto, los valores obtenidos a partir de la función de decisión representan el grado de verdad con el cual los escenarios se asocian a los términos semánticos. Con ésta consideración se admite y se da tratamiento a la imprecisión y subjetividad de los datos utilizados.

Este proceso permite una graduación de alternativas más robusta porque esta asociada a rangos de números, de tal forma que una alternativa puede ser “buena” si su valor está dentro del rango que la reconoce como “buena”. De esta forma las graduaciones son más estables, lo cual quiere decir que aceptan cambios en los valores sin perturbar el orden establecido tan fácilmente como sucede cuando se manejan números exactos.

#### **4.3.2. Agrupación de alternativas en descriptores extremos**

Considerando las características de los procesos de análisis de decisiones (French y Gelderman, 2005) (ver capítulo 3), esta metodología es una secuencia iterativa que permite al tomador de decisiones eliminar alternativas y volver a comenzar. Esta propiedad puede ser particularmente útil, cuando una de las alternativas que se analizan es extremadamente diferente a las demás; en éste caso las alternativas suelen agruparse bajo las dos etiquetas lingüísticas de los extremos (por ejemplo, la alternativa extremadamente diferente puede tener máxima pertenencia asociada con “terrible” y el resto de escenarios analizados se agrupan en “excelente”), lo cual hace difícil discernir el orden de preferencias entre alternativas. Ante ésta situación se sugiere eliminar la alternativa más diferente, catalogándola de acuerdo al término semántico en el que quedó asociada y repetir el proceso con todas las demás opciones analizadas.

Cuando se elimina alguna alternativa es importante tener en cuenta que existe la posibilidad de que también se elimine alguna categoría de impacto si ésta estuviera afectada únicamente por la alternativa eliminada (por ejemplo, cuando la alternativa eliminada era la única que

generaba impactos potenciales en “eutrofización”, ésta categoría quedaría eliminada). Como consecuencia se tendrían que volver a definir los pesos de las categorías de impacto.

#### **4.3.3. Consideración de la importancia de las categorías de impacto**

La propuesta metodológica que se presenta en esta tesis considera los argumentos de Finnveden *et al* (2002), quienes establecen que para obtener el impacto total a partir de la propuesta de Seppälä y Hämäläinen (2001) es necesario un paso adicional de ponderación. Este proceso se ilustra en la Ecuación 4.9, donde  $W$  representa el peso o importancia de las categorías de impacto.

#### **4.4. Conclusiones**

Para que los resultados de cualquier ACV sean realmente un apoyo en el proceso de toma de decisiones ambientales, es necesario fortalecer el elemento de la valoración mediante mecanismos que consideren la imprecisión y la subjetividad de la forma más estructurada posible.

El uso de DtT modificado de acuerdo al marco MAVT, proporciona un soporte teórico en el proceso de la valoración porque incorpora el uso de datos de referencia regionales. Sin embargo, presenta limitaciones relacionadas con la imprecisión y accesibilidad de la información.

El uso del modelo general de toma de decisiones multiatributo difusa, permite aprovechar la fortaleza teórica del valor obtenido mediante DtT modificado por MAVT, porque permite evaluar sistemas complejos que coexisten en el campo de la subjetividad y la imprecisión, y por lo tanto es una herramienta adecuada para apoyar el proceso de toma de decisiones, partiendo de los resultados de la caracterización de la EICV.

Con ésta metodología se puede realizar la normalización y la valoración en la EICV, de una forma matemáticamente robusta y considerando la incertidumbre de los datos.

La metodología propuesta es un proceso iterativo que permite descartar alternativas o modificar la importancia de las categorías de impacto sin necesidad de hacer cambios significativos en el algoritmo.

#### 4.5. Bibliografía

- Ardente F., Beccali M. and Cellura M. 2004. F.A.L.C.A.D.E.: a fuzzy software for the energy and environmental balances of products. *Journal of ecological modeling* 176: 359-379.
- Consoli, F., Allen D., Boustead I., Fava J., Franklin W., Jensen A., de Oude N., Parrish R., Perriman R., Postlewaite D., Quay B., Séguin J., Bigon B. (eds). 1993. Guidelines for life cycle assessment : A code of practice. Society of Environmental Toxicology and Chemistry (SETAC); Brussels, Belgium.
- Finnveden G., Hofstetter P., Bare J., Basson L., Ciroth A., Mettler T., Seppälä J., Johansson J., Norris G and Volkwein S. 2002. Normalisation, grouping and weighting in life cycle impact assessment. In: *Life-cycle impact assessment: striving towards best practice*. Udo de Haes H., Finnveden G., Goedkoop M., Hauschild M., Hertwich E., Hofstetter P., Joliet O., Klöpffer W., Krewitt W., Lindeijer E., Müller-Wenk R., Olsen S., Pennington D., Potting J. and Steen B. SETAC. Florida. USA. 250 pp.
- Finnveden, G. 1996. Valuation methods within the framework of life cycle assessment. IVL Report No B 1231. IVL. Stockholm. Sweden.
- French, S. y Geldermann, J., 2005. The varied contexts of environmental decision problems and their implications for decision support. *Environmental Science and Policy* 8(4):378-391.
- Geldermann J., Spengler T. and Rentz Otto. 2000. Fuzzy outranking for environmental assessment. Case study: iron and steel making industry. *Fuzzy Sets Systems* 115: 45-65.
- Goedkoop M., 1995. *The Eco-Indicator 95*. Amersfoort, The Netherlands.
- Goedkoop, M. y Spriensmaa, R. 2000. *The Eco-indicator 99: A damage oriented method for life cycle impact assessment*. Amersfort, NL. Prè Consultants.
- González B., Adenso-Díaz B. and González-Torre P.L. 2002. A fuzzy logia approach for the impact assessment in LCA. *Resources, Conservation and Recycling* 37: 61-79.
- Güereca L.P., Gassó S. and Baldasano J.M. 2006. A methodological proposal for the valuation in LCA applied to the biowastes management in Barcelona. 4<sup>th</sup> Australian Conference on Life Cycle Assessment. 23-25 February. Sydney.
- Li H.-X. y Yen V.C. 1995. *Fuzzy sets and fuzzy decision-making*. CRC Press. Florida USA.
- Ross St. Evans D, Webber M (2002): How LCA studies deal with uncertainty. *Int J LCA* 7 (1): 47-52.
- Seppälä J. y Hämäläinen R. 2001. On the meaning of the Distance to Target weighting method and normalization in life cycle impact assessment. *International Journal of LCA* 6 (4): 211-218.

- Seppälä J., 1999. Decision analysis as a tool for life cycle impact assessment. In: Klöpffer W., Hutzinger O. (eds) LCA Documents 4, Ecomed publishers, Landsberg.
- Tan R. 2005. Application of symmetric fuzzy linear programming in life cycle assessment. *Journal of environmental modelling and software* 20: 1343-1346.
- Tolle D. 1997. Regional scaling and normalization in LCIA. Development and application of methods. *International Journal of LCA* 2 (4): 197-208.
- Weckenmann A. and Schwan A. 2001. Environmental life cycle assessment with support of fuzzy-sets. *International Journal of Life Cycle Assessment*, 6(1):13-17.
- Wentzel H., Hauschild M., Alting L., 1997. Environmental assessment of products. Vol. 1. Chapman & Hall, London.
- Zadeh L. (1965): Fuzzy sets. *Information and Control* 8: 338-353.
- Zimmermann H.-J., 1991. Fuzzy set theory and its applications. Kluwer Academic Publishers, 1991, pp. 399.