



UNIVERSIDAD
PABLO DE
OLAVIDE
SEVILLA



REVISTA DE MÉTODOS CUANTITATIVOS PARA
LA ECONOMÍA Y LA EMPRESA (11). Páginas 41–70.
Junio de 2011. ISSN: 1886-516X. D.L: SE-2927-06.
URL: <http://www.upo.es/RevMetCuant/art.php?id=48>

Una revisión crítica para la construcción de indicadores sintéticos

DOMÍNGUEZ SERRANO, MÓNICA

Departamento de Economía, Métodos Cuantitativos e Historia Económica
Universidad Pablo de Olavide, de Sevilla
Correo electrónico: mdomser@upo.es

BLANCAS PERAL, FRANCISCO JAVIER

Departamento de Economía, Métodos Cuantitativos e Historia Económica
Universidad Pablo de Olavide, de Sevilla
Correo electrónico: fjblaper@upo.es

GUERRERO CASAS, FLOR MARÍA

Departamento de Economía, Métodos Cuantitativos e Historia Económica
Universidad Pablo de Olavide, de Sevilla
Correo electrónico: fguecas@upo.es

GONZÁLEZ LOZANO, MERCEDES

Departamento de Economía Aplicada (Matemáticas)
Universidad de Málaga
Correo electrónico: m.gonzalez@uma.es

RESUMEN

En este trabajo presentamos un análisis crítico de algunas de las técnicas más aplicadas en la práctica para obtener medidas sintéticas a partir de un sistema de subindicadores previo. En el estudio de cada metodología identificamos las ventajas e inconvenientes asociadas a cada una de ellas, prestando especial atención a cuestiones tales como la reducción de la subjetividad asociada al indicador sintético, la facilidad de interpretación de los resultados, la complejidad operacional, etc. Así, ofrecemos un documento que puede ser utilizado por parte de los analistas para elegir aquella técnica que más se adecue al estudio que pretendan realizar.

Palabras clave: indicador sintético; metodologías de agregación; multi-variante; multicriterio.

Clasificación JEL: C61; C1; C43.

MSC2010: 91B82; 91B62.

A Critical Review to Construct Composite Indicators

ABSTRACT

This paper presents a critical analysis of some of the techniques which are applied in practice to obtain composite indicators from a previous sub-indicator system. In studying each methodology, we identify the advantages and disadvantages associated with them, paying particular attention to issues such as reducing the subjectivity associated with synthetic indicator, the ease of interpretation of results, operational complexity, etc. Therefore, we offer a document that can be used by analysts to choose the methodology that best suits their studies.

Keywords: composite indicator; aggregation methodologies; multivariate analysis; multicriteria analysis.

JEL classification: C61; C1; C43.

MSC2010: 91B82; 91B62.



1. INTRODUCCIÓN

Durante las últimas décadas los organismos, tanto nacionales como internacionales, han venido realizando estudios centrados en la definición, construcción y uso de indicadores para diversos objetivos tales como la evaluación analítica de fenómenos, el control de la eficacia de programas de acción, la medición del grado de consecución de objetivos globales, el asesoramiento en los procesos de planificación, etc., en todos los ámbitos de la sociedad. En cada uno de ellos, la definición de los indicadores y su proceso de elaboración y obtención venían determinados por los objetivos de cada estudio y las preferencias de los analistas. Esta alta heterogeneidad pone de manifiesto la inexistencia de un único procedimiento metodológico para su construcción y la necesidad de nuevos estudios que asesoren al analista en cada caso, si bien es fundamental que el proceso de selección del sistema de indicadores básicos sea exhaustivo y responda a criterios de idoneidad, basados bien en estudios previos, reuniones de expertos, análisis preparatorios, etc.

Los procedimientos de obtención de los indicadores sintéticos se diferencian fundamentalmente por la forma en la que se ponderan y agregan los indicadores del sistema inicial. En este trabajo, nuestro objetivo es realizar una revisión crítica de distintas metodologías matemáticas y estadísticas que resultan útiles para agregar la información de un sistema en una medida global única. Así, pretendemos ofrecer al analista un instrumento sobre el que pueda basar su decisión a la hora de elegir una metodología para la obtención de indicadores sintéticos. En concreto, nos centramos en el análisis de aquellas técnicas que, por su aplicabilidad práctica, se configuran como las más relevantes, identificando las ventajas e inconvenientes asociadas a cada una de ellas, prestando especial atención a cuestiones tales como la reducción de la subjetividad asociada al indicador sintético, la facilidad de interpretación de los resultados, la complejidad operacional, etc.¹

La estructura del artículo agrupa aquellas técnicas que utilizan una misma filosofía o pertenecen a un mismo campo metodológico. Sin embargo, dada la amplia gama de técnicas existente, no se tratan en este trabajo algunas metodologías que, siendo útiles para el fin que nos ocupa, requerirían un análisis más pormenorizado dada su complejidad. Entre ellas podemos destacar los indicadores basados en modelos de Análisis Envoltante de Datos (Cherchye *et al.*, 2006), los indicadores con Componentes no Observadas (Kaufmann *et al.*, 1999; Kauffmann *et al.*, 2003; Kauffmann *et al.*, 2006) o los elaborados utilizando Lógica Difusa (Chiappero, 2006; Cornelissen *et al.*, 2001). Asimismo, debemos señalar que el estudio se ha centrado en metodologías pensadas para la realización de un estudio de tipo transversal. En efecto, como

¹ El esfuerzo de síntesis realizado en el trabajo nos lleva a no ser exhaustivos en la lista que presentamos. Así, se podrían considerar otras técnicas que son de uso en el estudio de la pobreza, como el Análisis de Clases Latentes (Pérez Mayo y Fajardo, 2003; Pérez Mayo, 2009) o algunos citados por Silber (2007) o Núñez (2009).

podremos comprobar, los métodos estudiados generan un conjunto de ponderaciones diferente en cada instante de tiempo en el que sean utilizadas, provocando problemas de comparabilidad a lo largo del tiempo. Dejamos así de lado el estudio de la metodología de obtención de indicadores sintéticos para análisis de tipo estructural, menos comunes en la práctica.

2. AGREGACIONES SIMPLES

Una parte muy importante de los trabajos sobre construcción de indicadores sintéticos utiliza proyecciones lineales unidimensionales, que generan medias ponderadas de indicadores simples, diferenciándose únicamente en la metodología utilizada para normalizar los subindicadores que los componen. La característica común a todos ellos es que parten de la base de que las unidades de medida de los subindicadores deben ser las mismas. Las diferencias en las técnicas de normalización, así como la manera de ponderar los subindicadores, dan como resultado distintos métodos.

La ponderación mediante pesos de la misma cuantía constituye la metodología más extendida y aplicada en investigaciones empíricas, dada su escasa dificultad operativa y la facilidad asociada a la interpretación de los resultados. Consiste básicamente en asignar a cada subindicador el mismo peso que a los demás, agregando la información mediante una suma. La ponderación y agregación suele hacerse en niveles sucesivos de manera que previamente se ponderan y agregan una serie de variables para construir los subindicadores relativos a una determinada dimensión y, posteriormente, se agregan éstos para construir el indicador sintético. Así, el indicador para una unidad i se define como:

$$IS_i = w \cdot IN_{i1} + w \cdot IN_{i2} + \dots + w \cdot IN_{im} = \sum_{j=1}^m w \cdot IN_{ij}$$

donde w representa el peso otorgado a los indicadores e IN_{ij} el valor normalizado del indicador j para la unidad i . En la práctica, el peso común w suele determinarse a partir del número de indicadores agregados de forma que se cumple que $w = \frac{1}{m}$.

A pesar de las ventajas ofrecidas por este procedimiento, existen ciertos inconvenientes que deben considerarse para una correcta interpretación de los resultados. En primer lugar, el grado de complejidad del procedimiento está determinado en gran parte por la forma en la que los indicadores se agrupan. Asimismo, cuando los indicadores se subdividen por dimensiones para realizar varias agregaciones, puede ocurrir que el peso real que se le da a cada indicador sea no igualitario. Así, por ejemplo, supongamos que el conjunto de indicadores iniciales m se divide en dos grandes dimensiones compuestas, respectivamente, por m_1 y m_2 , con $m_1 > m_2$, de forma que se realiza una agregación en dos fases. Al otorgar el mismo peso en cada fase de

agregación, el peso final que obtienen los indicadores de cada dimensión son diferentes, cumpliéndose que:

$$w_1 = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{m_1} < \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{m_2} = w_2$$

De esta manera, cuando los indicadores se agrupan de forma no homogénea, los indicadores que obtienen un peso real menor dentro del indicador sintético son aquéllos que se integran en los grupos donde está presente un mayor número de indicadores.

Asimismo, este método ignora las relaciones causales existentes entre los subindicadores, lo que podría provocar problemas en caso de que se incorporasen variables con un alto grado de correlación, pues se estaría contabilizando doblemente el efecto.

3. MÉTODOS PARTICIPATIVOS

Una segunda metodología usada para la obtención de indicadores es la que utiliza un método participativo. Estos procedimientos permiten obtener medidas sintéticas, definidas como sumas ponderadas, a partir de las valoraciones subjetivas mostradas por un conjunto de individuos de referencia, sobre los distintos aspectos que se desean evaluar en el sistema de partida. Ésta empieza a utilizarse con el objetivo de facilitar la obtención de indicadores sintéticos para evaluar conceptos sobre los que no es posible definir un sistema de indicadores cuantitativos adecuado.

Entre los métodos participativos más utilizados, podemos destacar: el método del panel de expertos (Tsaour *et al.*, 2006; Ugwu *et al.*, 2006) y el método de opinión pública (Cottrell *et al.*, 2004). Desde un punto de vista metodológico, ambos procedimientos funcionan de la misma manera, siendo su principal diferencia el colectivo de individuos al que va dirigido. En ellos, la asignación de los valores de las ponderaciones se basa en las opiniones subjetivas mostradas por el conjunto de individuos que se toma de referencia: un panel de expertos o bien la comunidad social sobre la que plantea el estudio. Para mostrar sus opiniones, cada individuo cuenta con un *presupuesto* de N puntos, que debe distribuir entre los indicadores que componen el sistema de partida, asignando más puntos a aquellos que representen aspectos a los que se le deba otorgar una mayor importancia (Jesinghaus, 1997). La asignación de puntos debe ser realizada por cada uno de los individuos de forma independiente para no influir en los resultados obtenidos (Hermans *et al.*, 2007). Finalizadas todas las asignaciones, se determina la puntuación media otorgada a cada indicador como medida del consenso alcanzado por el conjunto de individuos, analizando su representatividad y realizando, cuando sea necesario, nuevas asignaciones hasta obtener un resultado representativo.

Llegados a este punto, las ponderaciones se determinan a partir de las puntuaciones medias de consenso asignadas por el grupo de individuos, de forma que el peso otorgado al indicador I_j viene dado por:

$$w_j = \frac{q_j}{\sum_{s=1}^m q_s}$$

siendo:

w_j : el peso final asignado al indicador I_j ;

q_j : la puntuación media otorgada al indicador I_j ;

q_s : la puntuación media otorgada a la indicador I_s de la dimensión s .

Determinados los pesos de cada indicador, los valores del indicador sintético se obtienen realizando una agregación aditiva, es decir, mediante una suma ponderada de los valores normalizados de los indicadores del sistema. En el caso de que los indicadores del sistema sean de tipo cualitativo, el indicador sintético se obtiene directamente como una suma de las ponderaciones (Tsaour *et al.*, 2006; Hermans *et al.*, 2007).

A pesar de sus ventajas, la obtención de pesos mediante métodos participativos tiene asociados algunos inconvenientes. El principal se refiere a la fiabilidad de las ponderaciones obtenidas, puesto que cada individuo posee un bagaje distinto, que le hace abordar la valoración de los aspectos del sistema desde una perspectiva diferente, lo que puede determinar en gran medida el resultado obtenido. Asimismo, esta dependencia del conocimiento de los individuos incrementa la subjetividad asociada al indicador sintético. Un segundo inconveniente es la utilización de la asignación de presupuesto como instrumento para manifestar las opiniones del grupo de individuos. En este sentido, está demostrado que es prácticamente imposible asignar puntuaciones simultáneamente a un sistema con más de 10 indicadores sin que se afecte a la consistencia de las opiniones mostradas (Sajeva *et al.*, 2005).

Sin embargo, podemos decir que, a pesar de estos inconvenientes, los métodos participativos constituyen uno de los procedimientos más utilizados a la hora de obtener las ponderaciones que definen un indicador sintético.

4. TÉCNICAS DE ANÁLISIS MULTIVARIANTE

Frente a las metodologías anteriores, la aplicación de técnicas estadísticas, dentro del proceso de obtención de indicadores sintéticos, surge con el objetivo de solventar una doble problemática en este campo: la doble contabilización de información que puede existir en la agregación del sistema de indicadores y la asignación de valores concretos a las ponderaciones.

4.1. Análisis de Componentes Principales

El Análisis de Componentes Principales (ACP)² es una técnica de estadística multivariante de la interdependencia, pues en ella todas sus variables tienen una importancia equivalente,

² Para profundizar en la técnica, pueden consultarse Cuadras (1981), Lèvy y Varela (2003) y López (2005), entre otros.

desarrollada por Hotelling en 1933 (aunque sus orígenes podemos encontrarlos en los análisis de Pearson en 1901) sobre mínimos cuadrados ortogonales. Ésta se utiliza tradicionalmente para reducir el número de variables inicial de un análisis, tratando de explicar el mayor porcentaje posible de variabilidad de la muestra con un menor número de variables, que se denominarán *componentes principales* y que serán combinaciones lineales de los datos de origen.

El ACP permite obtener medidas sintéticas que reflejan la máxima información posible proporcionada por el sistema de partida. Su aplicación requiere la existencia de un cierto grado de correlación entre los indicadores que componen el sistema inicial (Nardo *et al.*, 2005a). Generalmente, esta técnica se aplica a los valores iniciales de los indicadores cuando están expresados en la misma unidad de medida, es decir, normalizados.

El ACP ha sido una metodología bastante utilizada en la construcción de indicadores sintéticos, puesto que permite reducir un conjunto original de variables a uno más pequeño de componentes. En concreto, la aplicación del ACP sobre el sistema de indicadores proporciona un conjunto de nuevas variables ortogonales (no correlacionadas), de media aritmética igual a cero, de varianza máxima y definidas como combinaciones lineales de los indicadores iniciales. Estas nuevas variables se denominan componentes principales. Así, la componente h para (Z_h) quedaría definida como sigue:

$$Z_h = \sum_{j=1}^m \omega_{hj} \cdot IN_j$$

donde ω_{hj} representa las ponderaciones que definen la componente principal h .

El objetivo de la técnica es conseguir explicar la mayor parte de la variabilidad total del sistema con el menor número posible de componentes, de forma que se produzca la menor pérdida de información. Dado que se generan tantas componentes principales como indicadores componen el sistema, es necesario seleccionar un número menor de componentes utilizando algunos de los criterios disponibles en la literatura: el *criterio de la media aritmética* (Kaiser, 1958), el *criterio del contraste de caída* (Cattel, 1965) o el *criterio del porcentaje de la varianza explicada* (Wubneh, 1987; Wang, 2005).

La utilización de esta metodología de trabajo se ha extendido especialmente en los casos en que no existe un consenso entre los expertos sobre la importancia relativa de las variables, puesto que de forma interna proporciona un mayor peso a las variables más altamente correlacionadas con el conjunto de variables restantes en el sistema. La literatura existente nos permite identificar dos tipos de procedimientos que utilizan ACP para obtener los valores de un indicador sintético:

Un primer tipo de procedimiento es aquel que se basa en la *formulación de una escala aditiva*. En este caso, para la definición del indicador sintético, se procede en primer lugar a identificar lo que se denominan *indicadores suplentes* de cada componente principal seleccionada. Los indicadores suplentes de una determinada componente son aquéllos que

muestran una mayor correlación con los valores obtenidos para dicha componente. La identificación de estos indicadores suplentes facilita la interpretación de las componentes principales y permite seleccionar los indicadores del sistema inicial más representativos para el estudio del concepto evaluado, descartándose aquéllos que ofrecen una información más secundaria. En segundo lugar, seleccionados los indicadores suplentes, se procede a la definición de una variable representativa de cada componente principal a partir de una combinación lineal de sus indicadores suplentes (normalmente, a través de la media aritmética de los indicadores suplentes o mediante la simple suma de dichos indicadores). Finalmente, el indicador sintético se obtiene como una suma ponderada de las variables representativas otorgando a cada componente el mismo peso (Mcintyre *et al.*, 2002; Jha y Murthy, 2003; Messer *et al.*, 2006; Liou *et al.*, 2004).

Un segundo tipo de procedimiento basa la obtención del indicador sintético en la utilización de los *valores obtenidos de las componentes principales seleccionadas*. A su vez, dentro de este tipo pueden distinguirse dos grandes grupos de trabajos en función de la forma en la que definen el indicador sintético.

Un primer grupo lo forman aquellos que obtienen el indicador sintético a partir de los *valores de la primera componente principal*. Esta opción debe estar fundamentada en la interpretación de la primera componente en función de las correlaciones mostradas con los indicadores iniciales. La utilización de la primera componente como indicador sintético varía de unos estudios a otros. En la mayoría de los casos se toma el valor de la primera componente como valores del indicador sintético (Cailas *et al.*, 1996; Lai, 2000; Filmer y Pritchett, 2001; Singh, 2004; Onwujekwe *et al.*, 2005; Heshmati, 2006; Vyas y Kumaranayake, 2006). En otros casos, para definir el indicador sintético, se opta por transformar el valor de la componente a una escala 0-10 o 0-100 para facilitar su interpretación (Ocaña-Riola y Sánchez-Cantalejo, 2005). En el caso en que la interpretación de esta componente no refleje la evaluación del concepto objeto de estudio, se elige aquella componente principal que mejor permita realizar dicha evaluación (Horner y Grubestic, 2001).

En otras ocasiones, simplemente se utiliza este procedimiento para determinar las ponderaciones, tomando como pesos los coeficientes asociados a la definición de la componente y agregando los indicadores de forma no aditiva (Quadrado *et al.*, 2001).

Un segundo grupo de trabajos incluye aquéllos en los que se define la medida sintética a partir de la *agregación de los valores de todas las componentes principales seleccionadas*. Esta agregación se realiza en algunos casos mediante una suma ponderada:

$$IS_j = \sum_{h=1}^p w_h \cdot Z_{hj}$$

siendo w_h el peso otorgado a la componente h .

Para la definición de esta suma ponderada, pueden utilizarse distintos pesos. Así, por un lado, encontramos estudios donde se toma como ponderación la cuantía de los autovalores asociados a cada componente (Wubneh, 1987; Yadav *et al.*, 2002). Por otro lado, otros trabajos utilizan como ponderaciones el porcentaje de la varianza explicada por cada componente (Zhu, 1998; Premachandra, 2001; Chen *et al.*, 2004). En estos casos, al no existir una única variable que resuma de manera apropiada la realidad que se quiere estudiar, sino que son varias las que contienen información relevante, se utilizan todas para agregarlas en un solo valor que contenga toda la información.

Igual que ocurría con las metodologías estudiadas en los apartados anteriores, para facilitar la interpretación de los resultados, estudios recientes plantean la obtención de indicadores sintéticos mediante ACP en dos etapas. Una primera etapa para obtener un indicador sintético para cada grupo o dimensión inicial y una segunda para conseguir una medida sintética global. El procedimiento de agregación de información aplicada en ambas fases difiere de unos estudios a otros. Por una parte, encontramos trabajos donde se plantea la obtención del indicador global a partir de los indicadores dimensionales (Bobek y Vide, 2005). En este caso, una vez obtenidos los indicadores sintéticos dimensionales mediante ACP, se vuelve a aplicar el ACP sobre los valores normalizados de los indicadores dimensionales y se obtiene un indicador sintético global utilizando los resultados del análisis aplicado. Por otra parte, se plantean estudios donde la segunda fase de agregación se realiza a partir de un conjunto de indicadores representativos de cada dimensión (Castro, 2004). El grado de representatividad de los indicadores en cada dimensión se determina utilizando las correlaciones existentes entre cada indicador inicial y el indicador sintético dimensional obtenido. Así, el indicador global se obtiene aplicando el ACP al conjunto de indicadores representativos de todas las dimensiones.

En otros casos, se opta por realizar la agregación en dos fases, aplicando el *Análisis Factorial Múltiple* (García y Abascal, 2004; Sabatini, 2005). En este caso, la obtención del indicador global se realiza a partir de la totalidad de los indicadores del sistema inicial. Para la segunda fase de agregación, se recalculan los indicadores del sistema ponderando su valor inicial por el inverso del mayor autovalor (o el inverso de su raíz cuadrada) obtenido en cada uno de los ACP aplicados en la primera fase a cada dimensión. Para cada indicador, se toma el autovalor correspondiente a la dimensión en la que se integra dicho indicador. Finalmente, el indicador sintético global se obtiene utilizando los resultados conseguidos al aplicar ACP a los valores anteriores.

Independientemente de la forma en la que se define el indicador, el ACP constituye una herramienta que presenta ciertas ventajas. Como ya señalábamos anteriormente, no es necesario que el analista determine el valor que debe tomar el peso de cada indicador inicial, sino que los resultados de ACP permiten fijar el valor del peso. En este sentido, el papel del analista se

reduce a elegir el procedimiento a utilizar para obtener el indicador sintético entre todos los posibles, para lo cual puede tomarse como referencia la amplia literatura existente al respecto. Una segunda ventaja es que el indicador sintético obtenido tiene en cuenta las posibles relaciones causales existentes entre los indicadores, evitándose así el problema de la doble contabilización de la información. En concreto, para evitar la distorsión de los resultados que provoca la doble contabilización, el ACP define las componentes principales de forma independiente y, por tanto, incorreladas entre sí, de forma que cada una de ellas proporciona información no contenida en el resto.

Sin embargo, el ACP presenta importantes limitaciones al interpretar el indicador sintético obtenido (Nardo *et al.*, 2005a). Por una parte, dada su definición, el ACP minimiza la contribución de los indicadores menos correlacionados con el resto en el indicador sintético final. Por otra parte, los indicadores sintéticos obtenidos muestran una alta sensibilidad ante modificaciones en la base de datos inicial. En este sentido, los resultados del ACP varían de forma importante ante cambios como la introducción de un nuevo indicador, la consideración de nuevos casos o la simple actualización de las variables que se utilizan para cuantificar el sistema. Además, la presencia de valores extremos condicionan en gran medida los resultados obtenidos al introducir un mayor grado de variabilidad en los datos de partida.

Asimismo, los valores obtenidos por el indicador sintético para cada unidad analizada, al ser las componentes principales combinaciones lineales de los indicadores iniciales, no son fácilmente interpretables. En este sentido, la principal dificultad existente está ligada al análisis de los efectos de las variaciones del valor de cada indicador inicial sobre el indicador sintético. Para facilitar la interpretación de las componentes, en la práctica, se suele proceder a la rotación de las mismas. Este proceso de rotación permite transformar los ejes para obtener una estructura más simple de las componentes que facilite una interpretación menos ambigua y más significativa. Existen dos tipos principales de rotación: *Varimax* y *Quartimax*. Por su parte, la transformación *Varimax* lo que consigue es minimizar el número de indicadores iniciales que muestran una alta correlación con la misma componente, siendo aplicada sobre todo en aquellos casos en los que el número de componentes es reducido. Por el contrario, cuando el número de componentes es muy elevado, se realiza una rotación *Quartimax* que transforma los ejes de forma que cada indicador presente una correlación alta con un menor número de componentes. No obstante, en ocasiones la dificultad de interpretación de las componentes no se ve reducida tras la utilización de estas herramientas.

Finalmente, hay que tener presente que los resultados del ACP vienen condicionados en gran medida por las decisiones que el analista adopta al aplicar esta técnica. Así, la elección del procedimiento de selección de las componentes depende del analista. Todo ello puede producir un incremento de la subjetividad asociada si las decisiones adoptadas no se fundamentan objetivamente sobre la literatura existente y se realiza un análisis de robustez.

4.2. Análisis Factorial

El Análisis Factorial permite reducir el elevado número de variables que describen un fenómeno, de difícil interpretación, a un número menor de factores en común que expliquen básicamente lo mismo que las variables de partida. Sin embargo, este método va más allá, pues su objetivo final es el de encontrar relaciones matemáticas que permitan expresar las variables originales a través de los factores comunes más los factores específicos de cada variable observada (Luque, 2000). Comprende varios métodos que permiten examinar la estructura subyacente de las variables y condensar la información que contienen. En este caso, en función del método utilizado estaremos ante distintos tipos de análisis, algunos de los cuales tienen una entidad propia. Entre ellos encontramos el ACP, al que ya nos hemos referido, por lo que a continuación nos centraremos en el Análisis Factorial tradicional, cuyas principales diferencias con el primero se refieren a su objetivo, sus características y su grado de formalización. El Análisis Factorial trata de encontrar variables sintéticas latentes, inobservables y aún no medidas, cuya existencia se sospecha en las variables originales y que permanecen a la espera de ser halladas, mientras en el ACP se obtienen variables sintéticas que son combinación de las originales y cuyo cálculo es posible basándose en aspectos matemáticos independientes de su interpretabilidad práctica. En el ACP la varianza de cada variable original se explica completamente por las variables cuya combinación lineal la determinan (sus componentes). En el Análisis Factorial no ocurre lo mismo, pues solo una parte de la varianza de cada variable original se explica completamente por las variables cuya combinación lineal la determinan (factores). Esta parte de la variabilidad de cada variable original explicada por los factores comunes se denomina comunalidad, mientras que la parte de la varianza no explicada por los factores comunes se denomina unicidad (comunalidad + unicidad = 1) y representa la parte de variabilidad propia de cada variable. Cuando la comunalidad es unitaria (y, por tanto, la unicidad es nula) el Análisis Factorial coincide con el de componentes principales. Es decir, el ACP es en esa situación un caso especial del Análisis Factorial en el que los factores comunes explican el 100% de la varianza total (Pérez, 2005, pp. 497–498).

La construcción de un indicador sintético a partir de un conjunto de subindicadores iniciales puede llevarse a cabo mediante la reducción de éstos en una serie de factores básicos, aunque esto solo será posible si existen subindicadores que dan información adicional que puede ser obviada; es decir, deberán presentar una alta correlación entre ellos, puesto que de lo contrario todos aportarán información sustancial y el número de factores no podrá ser inferior al de indicadores originales.

Sean X_1, X_2, \dots, X_p las variables o subindicadores iniciales,³ referidos a un conjunto de n regiones podemos observar el siguiente modelo:

³ Si los indicadores de partida están tipificados, se utilizará la matriz de correlación para la construcción de los factores y, en caso de que no lo estén, la matriz de varianzas y covarianzas.

$$X_1 = w_{11}F_1 + w_{12}F_2 + \dots + w_{1k}F_k + u_1$$

$$X_2 = w_{21}F_1 + w_{22}F_2 + \dots + w_{2k}F_k + u_2$$

.....

$$X_p = w_{p1}F_1 + w_{p2}F_2 + \dots + w_{pk}F_k + u_p$$

donde F_1, \dots, F_k serán las componentes o factores (factores comunes) a los que quedarán reducidas las variables o subindicadores iniciales; u_1, \dots, u_p son los términos que recogen las características específicas de cada variable (factores específicos); y los coeficientes $\{w_{ij}; i=1, \dots, p; j=1, \dots, k\}$ son las cargas factoriales. Se supone, además, que los factores comunes están a su vez estandarizados ($E(F_i)=0$; $Var(F_i)=1$), los factores específicos tienen media cero y están incorrelados ($E(u_i)=0$; $Cov(u_i, u_j)=0$ si $i \neq j$; $j=1, \dots, p$) y unos y otros están incorrelados entre sí ($Cov(F_i, u_j)=0, \forall i=1, \dots, k; j=1, \dots, p$).

Según lo anterior, el ACP proporcionaría unas componentes principales que cumplirían las características básicas que deben tener las variables de partida para el caso del Análisis Factorial, que no es otra que estar incorreladas. Así, el ACP estaría aportando la solución a la búsqueda de los factores mediante el Análisis Factorial; es decir, los factores comunes estarían constituidos por las primeras componentes principales tipificadas y los factores específicos combinaciones lineales del resto de componentes principales, que también son ortogonales con las anteriores.

4.3. Escalamiento Óptimo

Las técnicas anteriores solo son útiles cuando se trata de considerar variables de tipo numérico. Sin embargo, en determinados casos surge la necesidad de incluir variables categóricas. La naturaleza cualitativa de algunas de las variables dificulta su análisis, puesto que las categorías de respuesta parten de una cota inferior, establecida de forma arbitraria, y se desconocen las relaciones entre las diferentes categorías, así como la distancia real existente entre una y otra.

Para el tratamiento de este tipo de variables son más adecuadas las técnicas de escalamiento óptimo, que permiten cuantificar las variables categóricas originales, basándose en una matriz de similitud o disimilitud entre todos o casi todos los pares de n objetos, que pueden ser generados preguntando a los sujetos directamente acerca de la similitud entre todos los pares y/o pidiéndoles que clasifiquen en función de descriptores (Gower y Digby, 1981).

Entre las alternativas metodológicas desarrolladas para el tratamiento de este tipo de información, que exige la combinación de variables numéricas y categóricas, se ha difundido en los últimos años el Análisis de Componentes Principales Categórico (*Categorical Principal Components Analysis* o CATPCA). El propósito de esta técnica es el mismo que el clásico: transformar un conjunto de variables en otro de un tamaño más reducido con la pérdida de la

menor información posible. La diferencia fundamental entre ambas es el tipo de variables que utiliza. El ACP necesita variables medidas en una escala métrica para tener sentido estadístico, mientras que el CATPCA utiliza cualquier tipo de variables.

El objetivo principal del Escalamiento Óptimo es el de profundizar en la estructura de las relaciones entre variables cualitativas (por lo general), tratando de superar las limitaciones que presentan los análisis bidimensionales tradicionales (tablas de contingencia, análisis de datos categóricos, etc.) así como otros análisis que no se adaptan a la exigencia de considerar niveles mixtos de medida (nominal, ordinal y de escala), como son el análisis de componentes principales o el análisis de correlación canónica lineal.

Las técnicas de Escalamiento Óptimo proporcionan un conjunto de cuantificaciones para las categorías de cada variable (puntuaciones óptimas). A diferencia de los valores originales de las variables, estas puntuaciones tienen propiedades métricas. Estos valores numéricos se obtienen minimizando la distancia entre categorías relacionadas y maximizando la distancia de las categorías no relacionadas. La técnica también asigna puntuaciones a los casos analizados, de manera que las cuantificaciones de las categorías son los valores promedio o centroides de las puntuaciones de los objetos en dichas categorías. Los resultados de este tipo de análisis generan una solución en la que los objetos de la misma categoría se representan juntos y los de categorías distintas aparecen bien separados, aplicando este procedimiento para todas las variables del análisis. Consecuentemente, las categorías dividen a los objetos o casos en subgrupos homogéneos (Young *et al.*, 1976; Van Rijckevorsei, 1987; De Leeuw, 1984; Gifi, 1980).

La metodología de agregación utilizada para la obtención de los indicadores sintéticos es similar a la descrita en el apartado 4.1, es decir, construye el indicador sintético utilizando los valores obtenidos de las componentes principales seleccionadas.

Este tipo de análisis multivariante tiene algunas ventajas sobre los métodos de regresión tradicionales: se puede utilizar la información de múltiples variables de entrada sin necesidad de que éstas sean linealmente independientes; puede trabajar con matrices que contengan más variables que observaciones; puede trabajar con matrices incompletas (siempre que los valores faltantes estén aleatoriamente distribuidos y no superen un 10%) y, dado que se basan en la extracción secuencial de factores, pueden separar la información del ruido. Por el contrario, presenta los mismos inconvenientes asociados a las técnicas descritas anteriormente, uniéndose además, en este caso, la dificultad asociada al hecho de trabajar con variables no observadas.

4.4. Análisis Conjunto

El Análisis Conjunto tiene sus orígenes en el campo de la Psicología (Luce y Tukey, 1964), pero su máximo desarrollo en el ámbito del Marketing (Green y Rao, 1971), aunque puede utilizarse, en general, para el análisis del valor asignado por los sujetos en procesos de elección

entre varias alternativas (Green y Wind, 1975; López, 2005, pp. 643–654). Es una metodología que trata de estudiar el comportamiento de los consumidores según la valoración que éstos realizan de las características (o atributos) de un determinado bien o servicio. Básicamente, consiste en asumir que las alternativas a evaluar pueden ser definidas por una serie de atributos o características e interesa conocer qué importancia tiene cada atributo en concreto (utilidad parcial) en la decisión global de preferencia del individuo hacia esa alternativa (utilidad total).

$$y = \underbrace{f}_{\substack{\text{No métrica} \\ \text{o métrica}}}(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad \underbrace{\hspace{10em}}_{\text{No métricas}}$$

Una vez determinadas las evaluaciones globales de los individuos sobre las distintas combinaciones de atributos para cada alternativa, el objetivo es determinar la función de preferencia global del conjunto de individuos, a fin de obtener la estimación de los pesos otorgados por el conjunto de individuos a cada atributo. En el contexto de los indicadores sintéticos (Nardo *et al.*, 2005a), los atributos se corresponderían con los subindicadores ($I_{1c}, I_{2c}, \dots, I_{qc}$) y la función de preferencia (pref_c) se definiría como:

$$\text{pref}_c = P(I_{1c}, I_{2c}, \dots, I_{qc})$$

La ponderación que sirve de base para la agregación depende del criterio seguido por el equipo investigador. Así, puede tomarse la derivada de la función de preferencia con respecto a cada uno de los subindicadores como la importancia relativa otorgada por el conjunto de individuos a cada uno de ellos:

$$I_c = \sum_{q=1}^Q \frac{\partial P}{\partial I_{qc}} I_{qc}$$

Asimismo, la agregación podrá ser aditiva, multiplicativa, etc.

En este procedimiento, el primer paso sería el diseño del análisis a realizar, empezando por la determinación de los atributos (subindicadores iniciales) que van a ser estudiados, así como los niveles (valores de los subindicadores) y el número de éstos que se van a considerar para cada uno de ellos. Para tales fines es necesaria la participación de expertos en la materia o la utilización de técnicas (grupos de discusión, entrevistas en profundidad, dibujos o productos reales, cuestionarios mediante utilización de tarjetas, encuestas, etc.) a fin de que la aproximación al fenómeno sea lo más cercana posible a la realidad, siempre que esto sea compatible con las necesidades de especificación del modelo. Igualmente importante es la determinación de los denominados *estímulos o combinaciones* de los valores de los subindicadores que caracterizan a cada alternativa,⁴ que se van a presentar finalmente a los individuos y sobre los que van a mostrar sus preferencias. El número total de *estímulos* viene dado por el producto de los niveles de los n atributos (o subindicadores) considerados. En la

⁴ Para definir los estímulos, también se podría utilizar la comparación por pares; sin embargo, la mayor parte de los autores defiende la utilización de los perfiles completos por tener una mayor validez predictiva.

práctica, habitualmente, para evitar un número muy elevado de perfiles, se presenta únicamente un pequeño subconjunto de ellos (diseño ortogonal fraccionado), en cuyo caso habría asimismo que determinar el número de ellos que finalmente se adoptaría. Todo lo anterior quedaría plasmado en una *tarjeta* para cada uno de los perfiles completos resultantes, según los cuales los individuos tendrían que asignar sus preferencias.

Una vez obtenidos, es necesario seleccionar la función de preferencia global que se trata de estimar; es decir, hay que determinar cual será la regla de combinación que deben seguir los individuos para relacionar las componentes parciales (utilidades parciales) de la utilidad total de los atributos. Para ello se deben estimar previamente las utilidades parciales de los atributos, empleando habitualmente el análisis de regresión múltiple (mínimos cuadrados ordinarios). La técnica más utilizada en la determinación de la utilidad total es la que se basa en un tipo de relación aditiva entre las preferencias del individuo y las alternativas analizadas, que supone considerar que la preferencia de un individuo sobre una combinación es una función aditiva de las utilidades asignadas a los niveles de los atributos que componen dichas combinaciones. El algoritmo más utilizado para tal fin es el denominado *Conjoint*.

Una vez llevado a cabo el análisis, resta por realizar la interpretación de los resultados basándose en el vector de utilidades parciales. El análisis conjunto ofrece información sobre qué combinación de atributos es “la más preferida”, qué niveles concretos influyen más en la preferencia del producto total y la importancia relativa de cada atributo.

Para un determinado atributo, la utilidad asociada a un nivel indica el grado de preferencia del individuo por el mismo. Así, una utilidad parcial alta significa que el nivel asociado proporciona al consumidor una utilidad elevada. Según lo anterior, se determina la importancia relativa (w_j) de un atributo j :

$$w_j = \frac{\max(v_{ij}) - \min(v_{ij})}{\sum \max(v_{ij}) - \min(v_{ij})} \cdot 100$$

donde $\max(v_{ij})$ es la mayor utilidad de los niveles de atributo j y $\min(v_{ij})$ es la menor utilidad de los niveles de atributo j . Por tanto, un atributo será tanto más importante cuanto mayor sea la diferencia entre el nivel más valorado y el menos valorado.

Además de la utilidad del Análisis Conjunto como procedimiento de ponderación, esta metodología puede resultar útil para obtener de forma directa un indicador sintético evitando la subjetividad inmersa en la elección de un sistema de ponderación concreto. En concreto, puede tomarse como medida sintética la utilidad global estimada para una determinada combinación de indicadores.

Entre las ventajas de esta metodología, encontramos que es posible captar la preferencia a un nivel individual, así como tener en cuenta el contexto socio-político del fenómeno que se evalúa. Sin embargo, desde un punto de vista operativo presenta limitaciones como que el

número de características a analizar debe ser muy pequeño porque las combinaciones entre ellas aumentan a medida que lo hacen las alternativas, lo que hace más complejo el análisis. Además, la recogida de información es difícil y costosa, puesto que requiere de una gran muestra de encuestados, los cuales tienen que expresar un gran número de preferencias. Además, el procedimiento necesita especificar con carácter previo una función de utilidad, lo que supone incrementar la subjetividad asociada al indicador. A este nivel de subjetividad contribuye también el hecho de que los resultados obtenidos dependan en todo momento de la muestra de encuestados elegida. Finalmente, el indicador obtenido implica la compensación total entre los subindicadores, lo que hace que los pesos expresen el intercambio entre indicadores y no la importancia relativa de cada uno de ellos.

5. INDICADORES BASADOS EN DISTANCIAS

Otra de las metodologías utilizadas en la construcción de indicadores, especialmente en el ámbito político, es la medición de las distancias entre la situación de partida y los objetivos que se pretende conseguir. De esta manera, se detecta la mayor o menor urgencia de actuación en un determinado aspecto, en función de la mayor o menor distancia entre el estado en que se encuentra un fenómeno concreto y la situación a la que se desea llegar.

En esta metodología, los pesos de cada subindicador se obtienen como la ratio (o como la diferencia) entre el valor del subindicador y el valor del correspondiente objetivo, expresados en la misma unidad. La elección de los valores de referencia se realiza en función de la forma en la que se deseen interpretar los resultados. Así, pueden constituir valores de referencia los valores mínimos, máximos, medios u otro valor incluido en la muestra de cada uno de los indicadores considerados. En otros casos, el valor de referencia para los indicadores puede ser fijado utilizando un valor externo a la muestra considerada, que represente el nivel a alcanzar para cada indicador. La agregación de las distancias definidas puede realizarse utilizando multitud de procedimientos alternativos (Pena, 1977, pp. 65–71, 91 y siguientes): distancia CRL de Pearson, distancia de Frechet, distancia Generalizada de Mahalanobis, distancia de Stone, distancia-I de Ivanovic, distancia DP2, etc.

Entre ellos, centramos nuestra atención en la metodología del indicador sintético de distancia DP₂, diseñado para medir los niveles de bienestar social en un determinado momento (Pena, 1977). Este indicador sintético se define a partir de una modificación de la distancia-I de Ivanovic (Ivanovic, 1974) mediante la incorporación del coeficiente de determinación múltiple en el sistema de ponderaciones (Pena, 1978). Así, para una unidad *i*, el indicador se define de la siguiente forma:

$$IS_i = \sum_{j=1}^m \frac{d_{ij}}{\sigma_j} \cdot (1 - R_{j,j-1,j-2,\dots,1}^2)$$

donde:

d_{ij} = distancia entre la unidad i y la unidad de referencia fijada para cada indicador j del sistema inicial;

σ_j = desviación típica del indicador j ;

$R_{j,j-1,j-2,\dots,1}^2$ = coeficiente de determinación múltiple de la regresión lineal del indicador I_j respecto a los indicadores I_s con $s \in \{j-1, j-2, \dots, 1\}$, siendo $R_1^2 = 0$.

La medida sintética obtenida utilizando esta metodología presenta una serie de ventajas. En primer lugar, no requiere de un procedimiento de normalización de los indicadores, puesto que al dividir la distancia d_{ij} por la desviación típica de cada indicador se consigue expresar los valores de los indicadores en una escala adimensional, de forma que la contribución de cada distancia al valor del índice es inversamente proporcional a su dispersión. En segundo lugar, el término $(1 - R_{j,j-1,\dots,1}^2)$, denominado factor de corrección, pondera las diferencias entre los indicadores y sus valores de referencia por el porcentaje de información nueva que proporciona cada indicador al incluirse en la medida global. De esta forma, se elimina la información duplicada de tipo lineal que proporciona el indicador I_j que ya está contenida en los I_s (con $s \in \{j-1, j-2, \dots, 1\}$) indicadores precedentes (Zarzosa *et al.*, 2005). Asimismo, se elimina la necesidad de establecer *a priori* un conjunto de pesos para agregar los indicadores.

Otra ventaja importante es que la distancia DP_2 es invariante frente a la situación de referencia, siempre y cuando se cumpla que sea la misma para las unidades comparadas y tome el valor máximo (o superior a éste) o el valor mínimo (o inferior a éste) para cada indicador (Zarzosa *et al.*, 2005; Somarribia y Pena, 2009; Pena, 2009). De esta manera, el analista no debe establecer un valor para los pesos de los indicadores, lo cual puede determinar en gran medida los resultados obtenidos.

Finalmente, una última ventaja a destacar es la fácil interpretación de los resultados, ya que la agregación basada en distancias permite valorar la situación de cada unidad en función de su grado de ajuste a la situación de referencia.

No obstante, esta metodología presenta una limitación importante a considerar. Así, el valor del indicador sintético se ve afectado por el orden en el que se vayan introduciendo los indicadores del sistema, el cual determina los valores de los coeficientes de determinación. Para que el indicador sintético obtenido finalmente sea único, una solución pasa por aplicar un procedimiento iterativo basado en el indicador de Frechet, que permite establecer un orden de introducción de los indicadores en función de la cantidad de información que proporcionan. A pesar de esta limitación, el procedimiento descrito ofrece una medida sintética que lleva

asociada una menor subjetividad, al requerir por parte del analista un menor número de decisiones.

6. TÉCNICAS DE ANÁLISIS MULTICRITERIO

Finalmente, en este apartado abordamos el estudio de aquellas metodologías que basan la construcción de indicadores sintéticos en la aplicación de técnicas de análisis multicriterio. Independientemente de la técnica empleada, para la obtención del indicador sintético, el analista debe transformar los aspectos evaluados por el sistema en objetivos y criterios, sobre los que el decisor pueda expresar sus preferencias de forma que se garantice la obtención de resultados interpretables. Realizado esto, el papel del analista se reduce a la aplicación de la técnica de decisión multicriterio elegida, la asignación de pesos a cada criterio y la fijación de un procedimiento de agregación para la obtención del indicador sintético. Estas decisiones serán diferentes en función del tipo de técnica aplicada. Entre el conjunto de técnicas disponibles, en función de su mayor aplicación práctica, pueden destacarse las que comentamos a continuación.

6.1. Teoría de la Utilidad Multiatributo

Se trata de un enfoque discreto desarrollado por Keeney y Raiffa (1976), que busca expresar las preferencias del decisor en términos de la utilidad que le reporta, dentro de un contexto de la teoría de la decisión en condiciones de incertidumbre. Esta propuesta pasa por la definición de una función de utilidad multiatributo agregada según una serie de funciones de utilidad individuales definidas previamente. Esta función proporciona una medida que permite comparar en términos relativos la situación de cada unidad obteniendo una ordenación completa de las mismas en función de las preferencias mostradas por el decisor.

Sean $(X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_m)$ un conjunto de m puntos que representan las distintas alternativas del decisor, $(A_1, A_2, \dots, A_j, \dots, A_n)$ un conjunto de n puntos que representan los atributos relevantes para el problema y $(R_{11}, \dots, R_{ij}, \dots, R_{mn})$ un conjunto de $m \times n$ puntos que representa el resultado alcanzado por cada alternativa para cada atributo. La formulación del modelo pasa por la definición de una función de utilidad para cada atributo:

$$u_1(X), \dots, u_j(X), \dots, u_n(X)$$

que posteriormente constituye la función de utilidad multiatributo⁵:

$$U[u_1(X), \dots, u_j(X), \dots, u_n(X)]$$

para la que se verifica lo siguiente:

$$\begin{aligned} U[u_1(X_i), \dots, u_j(X_i), \dots, u_n(X_i)] \geq U[u_1(X_k), \dots, u_j(X_k), \dots, u_n(X_k)] &\Leftrightarrow \\ &\Leftrightarrow X_i \text{ es preferida o indiferente a } X_k \end{aligned}$$

⁵ La construcción de la función de utilidad multiatributo a través de las funciones de utilidad parciales puede seguir un esquema de agregación aditivo o multiplicativo.

De esta manera se asocia un número real que hace referencia a la utilidad a cada una de las alternativas, consiguiéndose así una ordenación completa del conjunto finito de alternativas.

Para la obtención de la medida sintética, el analista debe realizar las siguientes tareas:

- Determinar para cada criterio una función de utilidad parcial que permita cuantificar las preferencias mostradas por el decisor respecto a los valores absolutos de cada indicador mediante una escala común que varía entre 0 y 1. En esta escala, el valor 0 se asocia con aquel valor absoluto del indicador que proporciona una menor utilidad, asignándose el valor 1 al de mayor utilidad.
- Obtener un conjunto de pesos que reflejen la importancia relativa de cada aspecto evaluado mediante los criterios, a través de la aplicación de algún procedimiento de ponderación adecuado. Los más utilizados en la literatura son los procedimientos participativos (Hajkowicz, 2006) o bien otorgar el mismo peso a cada indicador (Barrera-Roldán y Saldívar-Valdés, 2002).
- Definir la función de utilidad agregada que combine las utilidades parciales de cada criterio teniendo en cuenta el peso asignado a cada uno de ellos, utilizando para su definición una función aditiva, multiplicativa o híbrida. La elección de la misma se realiza en función de la consideración o no de interacciones entre los criterios o indicadores considerados. En aquellos casos en los que los valores de algunos indicadores de partida están altamente influidos por los valores que presentan otros, el indicador sintético debe ser definido mediante una función de utilidad multiplicativa (Hajkowicz, 2006). Si opta por una función de utilidad aditiva, se considera que los valores que presentan los indicadores de cada criterio son independientes de los valores mostrados por el resto (Munda, 2008).

La principal ventaja de este procedimiento para la obtención de indicadores sintéticos es que resulta muy intuitivo y fácil de aplicar por parte del usuario final. Sin embargo, a pesar de su simplicidad, este procedimiento lleva asociado algunos inconvenientes a considerar. Por un lado, se necesita seleccionar un conjunto de ponderaciones, bien a través de algunos de los procedimientos de ponderación existentes o bien determinando los valores en función del conocimiento que los usuarios tengan sobre el concepto evaluado, lo que supone un importante factor subjetivo. Por otro lado, se debe fijar para cada indicador una función de utilidad lo que, a su vez, requiere la adopción de decisiones subjetivas adicionales al estimar algunos parámetros necesarios. Todo ello da lugar a que el indicador sintético obtenido en este caso tenga asociado un alto grado de subjetividad proporcional al número de decisiones adoptadas.

6.2. Proceso Analítico Jerárquico (AHP)

El enfoque del Proceso Analítico Jerárquico (Analytic Hierarchy Process –AHP) es una técnica de decisión multicriterio discreta. Fue creada por Saaty (1980) y representa la Escuela Americana dentro del enfoque de modelos de decisión multicriterio discretos.

Las metodologías definidas a partir de AHP están pensadas para obtener medidas sintéticas en varias fases de agregación. Asimismo, estas metodologías se basan en cuatro principios básicos de funcionamiento (Narayanan *et al.*, 2007; Ramzan *et al.*, 2008): la estructuración del problema mediante jerarquías, la valoración mediante una escala ratio derivada de la comparación por pares entre los elementos de la jerarquía; el establecimiento de prioridades; y la consistencia lógica. La obtención de indicadores sintéticos a partir de los resultados obtenidos al aplicar AHP requieren por parte del analista la realización de los siguientes pasos o tareas (Krajnc y Glavic, 2005a; Krajnc y Glavic, 2005b; Narayanan *et al.*, 2007; Ramzan *et al.*, 2008):

- Estructurar de forma jerárquica el problema analizado, agrupando previamente los indicadores del sistema inicial en función de la dimensión conceptual a la que pertenecen.
- Comparar por pares todos los elementos de la jerarquía, de forma independiente, en función de su importancia respecto al elemento que se encuentra en el nivel superior del cual dependen. Para cuantificar la importancia relativa de cada indicador, el analista debe utilizar una escala de valoración previamente fijada, que puede ser definida por él en función de la naturaleza de los indicadores que se comparan (Narayanan *et al.*, 2007), siempre y cuando se indique claramente al usuario la correspondencia entre los valores absolutos de partida de cada indicador y los valores que muestran la intensidad de la preferencia en la escala de valoración.
- Obtener la importancia relativa de los indicadores de cada dimensión, utilizando como ponderaciones los valores de las componentes del autovector asociado al autovalor dominante de la matriz definida a partir de los valores de las comparaciones realizadas entre los elementos incluidos en ese grupo (Saaty, 1990). Para obtener un valor normalizado de los pesos de cada indicador, se aplica lo que se conoce como *el método recíproco de columnas* (Mondelo *et al.*, 1996; Krajnc y Glavic, 2005a; Krajnc y Glavic, 2005b; Narayanan *et al.*, 2007; Ramzan *et al.*, 2008).
- Obtener el indicador sintético mediante la suma total de los productos de los pesos de cada indicador y los elementos jerárquicos superiores de los que depende.

La obtención de indicadores sintéticos mediante el método AHP lleva asociada una serie de ventajas (Nardo *et al.*, 2005b; Singh *et al.*, 2009). En primer lugar, la organización del problema mediante una estructura jerárquica permite incrementar la transparencia del proceso de obtención del indicador sintético. En segundo lugar, permite obtener medidas sintéticas a partir de indicadores de tipo cuantitativo y cualitativo, siendo una metodología fácilmente aplicable y entendible por parte de los usuarios, a lo que contribuye la existencia de la aplicación informática Expert Choice que permite implementar en la práctica el método AHP.

Sin embargo, a pesar de sus ventajas, esta metodología tiene asociada algunas limitaciones. Por una parte, las comparaciones por pares entre los indicadores dan lugar a que

los resultados obtenidos dependen de juicios subjetivos realizados por el decisor; sobre todo cuando el sistema de partida está compuesto por un alto número de indicadores, el método requiere muchas comparaciones por pares que dificultan en exceso el cálculo computacional para obtener los resultados. Por otra parte, estos indicadores sintéticos presentan una alta sensibilidad ante cambios en el sistema de indicadores (Hafeez *et al.*, 2002), llegándose a demostrar que la inclusión de indicadores irrelevantes que modifiquen el ranking inicial de indicadores puede provocar un cambio total de la ordenación de las alternativas obtenidas a partir del indicador sintético.

6.3. Métodos de sobreclasificación

En tercer lugar, encontramos los trabajos que obtienen indicadores sintéticos aplicando un método de sobreclasificación para agregar los subindicadores del sistema. Los métodos de sobreclasificación conforman un conjunto de métodos de análisis multicriterio construidos en torno al concepto teórico de la *relación de superación*. Todos estos métodos utilizan como mecanismo básico de funcionamiento el de las comparaciones binarias de alternativas consistentes en la comparación dos a dos de las mismas, criterio por criterio. De esta forma, para cada par de alternativas puede construirse un coeficiente o índice de concordancia asociado que muestre, teniendo en cuenta la totalidad de los criterios de decisión, el grado en el que una alternativa es mejor o igual que otra. En el contexto que nos ocupa, se plantea la agregación de los indicadores mediante la definición de una relación de superación o sobreclasificación que permite discriminar entre las unidades analizadas dadas las preferencias del decisor. El método de sobreclasificación más utilizado es PROMETHEE II (Filipic *et al.*, 1998; Simon *et al.*, 2004; Geldermann y Rentz, 2005; González-Laxe y Castillo, 2007).

Para la definición del indicador sintético utilizando este procedimiento, el analista debe realizar varias tareas. En primer lugar, definir una matriz de decisión cuyos elementos recojan las evaluaciones de cada una de las unidades para cada uno de los indicadores del sistema inicial. Para la obtención de las mismas, el analista deberá determinar una medida de cuantificación adecuada para cada indicador. Una vez hecho esto, debe asociar a cada indicador una función que permita comparar las unidades entre sí en términos de preferencia del decisor. Para ello, esta función, definida a partir de las diferencias entre las evaluaciones de las unidades, debe asociar a la comparación de cada par de unidades un valor entre 0 y 1, asignándose el valor 1 cuando el decisor muestre una preferencia estricta por una unidad frente a la otra. Se define así, para cada indicador, un criterio generalizado. Para determinar estas funciones, el analista puede elegir entre seis tipos de criterios generalizados (criterio usual, cuasi-criterio, criterio con preferencia lineal, criterio en escalera, criterio con preferencia lineal y área de indiferencia, criterio gaussiano) considerados como suficientes para cubrir todos los casos prácticos (Brans *et al.*, 1986). Para realizar esta elección, deberá interactuar con el decisor para seleccionar el que

mejor se ajuste a sus preferencias, definiendo en cada caso los parámetros asociados a cada tipo de criterio. A continuación debe determinar el valor de las ponderaciones que reflejen la importancia relativa de los indicadores iniciales, aplicando para ello uno de los procedimientos de ponderación existentes o bien fijando él mismo el valor de los pesos, tomando como base su propio conocimiento del concepto evaluado. Posteriormente, se define la relación de superación a partir de los índices de preferencia agregada, que recogen la preferencia total que el decisor muestra respecto a una determinada unidad respecto a otras, cuando se consideran todos los indicadores de manera simultánea. Finalmente, se deberá cuantificar la relación de superación determinando los valores de los denominados flujos de salida, de entrada y flujo neto, mediante una agregación de los índices de preferencia agregada determinados para cada unidad. Con estos resultados, el indicador sintético es igual al valor del flujo neto calculado para cada unidad.

La utilización de este método para construir medidas sintéticas tiene asociadas una serie de ventajas. En primer lugar, el procedimiento de obtención de indicadores sintéticos simples y entendibles por parte del decisor, facilitándose su aplicación práctica. En segundo lugar, la asignación de una función de preferencia permite expresar los valores de cada indicador en una escala adimensional, de forma que no es necesario aplicar un procedimiento de normalización. Así, se facilita la tarea del decisor al realizar las comparaciones entre las unidades comparadas tomando como base los datos iniciales y la interpretación de los resultados finales. En tercer lugar, la construcción de la relación de superación incorpora la fijación de una serie de parámetros que tienen una interpretación fácilmente identificable por parte del decisor.

Asimismo, debemos señalar que los indicadores sintéticos obtenidos mediante estos procedimientos presentan una ventaja comparativa: la existencia de instrumentos adicionales que ofrecen nueva información al decisor a la hora de interpretar la ordenación de unidades que proporciona el indicador sintético. Por un lado, es posible determinar un preorden de las unidades analizadas determinado a partir de la comparación de los flujos de entrada y salida, cuya representación gráfica clarifica la posición de cada unidad con respecto al resto. Por otro lado, para el análisis de los resultados se puede utilizar la técnica de modelización visual GAIA (*Geometrical Analysis for Interactive Aid*) (Brans y Mareschal, 1994), que muestra gráficamente, en la medida de lo posible, toda la información relativa al problema estudiado. Finalmente, una última ventaja a destacar es la existencia de un paquete informático (DECISION-LAB) (Brans y Mareschal, 2001) que permite la aplicación práctica de estos procedimientos de una manera rápida y sencilla para el usuario.

No obstante, estos indicadores sintéticos presentan también limitaciones a tener en consideración. En primer lugar, sobre todo cuando el sistema está compuesto por un alto número de indicadores, la interacción con el decisor a la hora de definir los criterios generalizados (parámetros, tipo de criterio, etc.) incrementan la subjetividad asociada al indicador sintético. Asimismo, requieren la fijación de un procedimiento de ponderación

adecuado, la cual constituye un elemento más de subjetividad. Por último, es de destacar la dificultad asociada a la correcta interpretación de los resultados, mediante la utilización de la información adicional proporcionada por los flujos de salida y entrada, así como por el plano GAIA, la cual requiere por parte del usuario un amplio conocimiento técnico.

6.4. Procedimientos de agregación no compensatorios

Esta metodología parte de la base de que, cuando se utilizan los métodos de agregación anteriores sobre un sistema de indicadores de carácter cuantitativo, los pesos asignados muestran las tasas de sustitución entre los indicadores (Munda y Nardo, 2003; OECD, 2008), lo que obliga a tener en cuenta el carácter compensatorio del indicador sintético obtenido. Este carácter compensatorio hace referencia a la posibilidad de que en un determinado caso las desventajas presentadas en un grupo de indicadores puedan ser compensadas por una mejor situación en otros. De esta forma, el indicador sintético muestra el resultado neto que se obtiene al tener en cuenta las compensaciones que se producen entre los indicadores presentes en el sistema. En este contexto, se ha propuesto la búsqueda de nuevos procedimientos para obtener indicadores sintéticos que no presenten carácter compensatorio (Podinovskii, 1994).

Entre los procedimientos de agregación multicriterio no compensatorios, podemos destacar el desarrollado por Munda y Nardo (Munda, 2005; Munda y Nardo, 2009). Conocidos los pesos que representan la importancia relativa de cada indicador, este procedimiento permite obtener una ordenación total de las unidades analizadas a partir de los resultados obtenidos al comparar por pares las mismas teniendo en cuenta todo el conjunto de indicadores.

Los resultados obtenidos al realizar estas comparaciones conforman una matriz cuyos elementos e_{ik} con $i \neq k$, cuantifican el resultado de la comparación de cada par de unidades U_i y U_k a partir de la siguiente expresión:

$$e_{ik} = \sum_{j=1}^m \left(\omega_j(P_{ik}) + \frac{1}{2} \cdot \omega_j(I_{ik}) \right)$$

donde:

$\omega_j(P_{ik})$ = peso del indicador j para el que U_i es preferida a U_k ;

$\omega_j(I_{ik})$ = peso del indicador j para el que U_i es indiferente a U_k .

Con esta información, el procedimiento permite obtener una ordenación total de las unidades analizadas. Para ello, en primer lugar se define el conjunto $R = \{r_s\}$, $s \in \{1, 2, \dots, n!\}$, de todas las posibles ordenaciones totales que se pueden obtener de las unidades analizadas. Para cada una de estas ordenaciones, se procede a obtener una puntuación total que sintetice el resultado de la comparación global de los pares de unidades que componen la ordenación. Dicha puntuación total, para una ordenación r_s , se determina como:

$$\varphi_s = \sum_{i \neq k} e_{ik} \quad i, k \in \{1, 2, \dots, n\}$$

Con estas puntuaciones, la ordenación final elegida es aquella para la que se obtiene una puntuación máxima.

Este procedimiento, además de su carácter no compensatorio, presenta una serie de ventajas a tener en cuenta. Por un lado, podemos destacar su simplicidad tanto en su aplicación como en la interpretación de los resultados por parte del usuario final. Por otro lado, esta metodología no necesita normalizar los datos iniciales al tomarse la información ordinal en términos de preferencia.

No obstante, presenta algunas limitaciones. Primero, requiere aplicar previamente un procedimiento para fijar las ponderaciones de cada indicador, lo que incrementa la subjetividad del indicador sintético, pudiendo influir en los resultados obtenidos. Segundo, al tomar la información de tipo ordinal proporcionada por los indicadores, se pierde la intensidad de preferencia mostrada por los valores absolutos de los mismos. Esta pérdida de información es el inconveniente a cambio de reducir la compensabilidad. No obstante, esta limitación puede salvarse parcialmente al introducir umbrales de preferencia e indiferencia a la hora de realizar las comparaciones por pares de las unidades.

7. CONCLUSIONES

En este trabajo ofrece una revisión crítica de las metodologías de obtención de indicadores sintéticos más utilizadas en la práctica, analizando las ventajas e inconvenientes asociados a cada una de ellas. En función de los pros y contras de cada metodología para la aplicación a cada caso concreto, se extraen algunas recomendaciones para la realización de estudios de tipo transversal que recogemos a continuación.

Por lo que respecta a las metodologías de agregación simples, pueden ser utilizadas siempre que el analista requiera obtener una medida sintética computacionalmente muy sencilla y de fácil interpretación. Para contrarrestar sus inconvenientes a la hora de agregar la información, el analista debe agrupar los indicadores iniciales de forma homogénea y evitar los problemas de doble contabilización, realizando un estudio estadístico previo de las relaciones causales existentes entre los indicadores de partida.

El analista deberá optar por indicadores sintéticos basados en métodos participativos, sobre todo, en aquellos casos en los que no exista información cuantitativa sobre los aspectos evaluados, resultando esencial la información proporcionada por el grupo de individuos consultado. Para garantizar la fiabilidad de los resultados, es fundamental que se trabaje con un grupo de individuos cualificados con el conocimiento suficiente sobre la materia y ajustar el procedimiento de asignación de presupuesto para garantizar la consistencia de las opiniones mostradas.

En el caso de la obtención de medidas sintéticas mediante técnicas de análisis multivariante, resultan más adecuadas para aquellos casos en los que el analista necesita un procedimiento de obtención que le permita fijar de forma objetiva y endógena las ponderaciones y que permita eliminar el problema de la doble contabilización de la información. A cambio, los indicadores sintéticos obtenidos en este caso presentan unos valores difíciles de interpretar y que resultan muy cambiantes ante modificaciones en los datos de partida o la presencia de valores extremos. Asimismo, a pesar de la determinación endógena de los valores de las ponderaciones, la elección del procedimiento de selección de las componentes o el utilizado para la normalización de los indicadores, dependen del analista y constituyen nuevos factores de incertidumbre asociados al indicador sintético.

Frente a las metodologías anteriores, los indicadores sintéticos basados en la agregación de distancias están definidos con el objetivo de obtener medidas globales fácilmente interpretables por parte del analista. Asimismo, en el caso del indicador sintético DP₂, el propio procedimiento asigna un valor a las ponderaciones eliminando un factor de incertidumbre importante. No obstante, el analista deberá tener en cuenta que esta metodología otorga un mayor peso a aquellos indicadores que muestran una menor correlación con el resto de indicadores considerados, aun tratándose de indicadores que teóricamente no estén relacionados.

En el caso de los indicadores obtenidos mediante técnicas de análisis multicriterio, el analista podrá hacer uso de ellas siempre que sea necesario tener presentes las preferencias del decisor, lo que garantiza una fácil interpretación de los resultados obtenidos. No obstante, en cualquier caso será necesario asignar de forma externa un procedimiento para ponderar los indicadores iniciales, lo cual determina en cierta medida los resultados obtenidos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Barrera-Roldán, A. y Saldívar-Valdés, A. (2002): "Proposal and application of a Sustainable Development Index", *Ecological Indicators*, 2, 3, pp. 251–256.
- Bobek, V. y Vide, R.K. (2005): "The Signification and the Feasibility of Measuring Globalization of Economy". *Industrial Management + Data Systems*, 105, pp. 596–612.
- Brans J.P. y Mareschal B. (1994): "PROMCALC & GAIA: A new decision support system for multicriteria decision aid", *Decision Support Systems*, 12, pp. 297–310.
- Brans J.P. y Mareschal B. (2001): "How to decide with PROMETHEE" (available at <http://www.visualdecision.com>, <http://smg.ulb.ac.be>).
- Brans, J.P., Vincke, P.H. y Mareschal, B. (1986): "How to Select and How to Rank Projects: the PROMETHEE Method". *European Journal of Operational Research*, 24, pp. 228–238.
- Cailas, M., Kerzee, R. y Bing-Canar, J. (1996): "An Indicator of Solid Waste Generation Potencial for Illinois Using Principal Component Analysis and Geographic Information Systems". *Journal of the Air and Waste Management Association*, 46, pp. 414–421.
- Castro, J.M. (2004): *Indicadores de desarrollo sostenible urbano*. IEA. Sevilla.

- Cattel, R.B. (1965): "Factor Analysis: An Introduction to Essentials". *Biometrics*, 21, pp. 190–215.
- Chen, C.J., Fu, X.F. y Ma, X.W. (2004): "Research on Sustainable Development with Regards to the Economic System and the Energy System in Mainland China". *International Journal of Global Energy Issues*, 22, pp. 190–198.
- Cherchye, L., Moesen, W., Rogge, N., Puyenbroeck, T.V., Saisana, M., Saltelli, A., Liska, R. y Tarantola, S. (2006): "Creating Composite Indicators with DEA and Robustness Analysis: the case of the Technology Achievement Index", *Public Economics Working Paper Serie*, N. ces0613, Centrum voor Economische Studiën, Katholieke Universiteit Leuven.
- Chiappero, E. (2006): "Capability approach and fuzzy set theory: description, aggregation and inference issues", in Springer (Eds.): *Fuzzy Set Approach to Multidimensional Poverty Measurement*, Springer, US, pp. 93–113.
- Cornelissen, A.M.G., van den Berg, J., Koops, W.J., Grossman, M. y Udo, H.M.J. (2001): "Assessment of the contribution of sustainability indicators to sustainable development: a novel approach using fuzzy set theory", *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 86, pp. 173–185.
- Cottrell, S.P., van der Duim, R., Ankersmid, P. y Kelder, L. (2004): "Measuring the Sustainability of Tourism in Manuel Antonio and Texel: A Tourist Perspective". *Journal of Sustainable Tourism*, 12, 5, pp. 409–431.
- Cuadras, CM. (1981): *Métodos de análisis multivariante*. Editorial Universitaria de Barcelona. Barcelona.
- De Leeuw, J. (1984): "The Gifi system of nonlinear multivariate análisis", in Diday *et al.* (Eds.): *Data Analysis and Informatics III*, North-Holland, Amsterdam, pp. 415–424.
- Filipic, P., Simunovic, I. y Grcic, B. (1998): *Regional (Im)Balances in Transitional Economies: The Croatian Case*. 38th Congress of the European Regional Science Association, Vienna, Austria, August 28–September 1.
- Filmer, D. y Pritchett, L.H. (2001): "Estimating Wealth Effects without Expenditure Data –or Tears: An Application to Educational Enrollments in States of India". *Demography*, 38, 1, pp. 115–132.
- García, I. y Abascal, E. (2004): "A Methodology for Measuring Latent Variables Based on Multiple Factor Analysis". *Computational Statistics & Data Analysis*, 45, pp. 505–517.
- Geldermann, J. y Rentz, O. (2005): "Multi-Criteria Analysis for the Assessment of Environmentally Relevant Installations". *Journal of Industrial Ecology*, 9, 3, pp. 127–142.
- Gifi, A. (1980): *Nonlinear Multivariate Analysis*. John Wiley & Sons. New York (versión original).
- González-Laxe, F. y Castillo, J.I. (2007): *A Port Competitiveness Indicator through the Multicriteria Decision Method PROMETHEE. A Practical Implementation to the Spanish Port System*. International Association of Maritime Economist (IAME). Annual Conference, July.

- Gower, J.C. y Digby, P.G.N. (1981): "Expressing Complex Relationships in Two Dimensions", in Vic Barnett (Ed.): *Interpreting Multivariate Data*. John Wiley. Chichester.
- Green, P.E. y Rao, V.R. (1971): "Conjoint measurement for quantifying judgmental data", *Journal of Marketing Research*, Vol. 8, Issue August, pp. 355–363.
- Green, P. y Wind, Y. (1975): "New way to measure consumers' judgments", *Harvard Business Review*, July-August, pp. 107–117.
- Hafeez, K., Zhang, Y. y Malak, N. (2002): "Determining Key Capabilities of a Firm Using Analytical Hierarchy Process". *International Journal of Production Economics*, 76, 1, pp. 39–51.
- Hajkowicz, S. (2006): "Multi-attributed Environmental Index Construction". *Ecological Economics*, 57, pp. 122–139.
- Hermans, E., van den Bossche, F. y Wets, G. (2007): *Impact of Methodological Choices on Road Safety Ranking*. SAMO 2007, 5th International Conference on Sensitivity Analysis of Model Output, Budapest, Hungary, June 18-22.
- Heshmati, A. (2006): "Measurement of a Multidimensional Index of Globalization". *Global Economy Journal*, 6, 2, pp. 1–28.
- Horner, M.W. y Grubestic, T.H. (2001): "A GIS-based Planning Approach to Locating Urban Rail Terminals". *Transportation*, 28, pp. 55–77.
- Ivanovic, B. (1974): "Comment établir une liste des indicateurs de développement", *Revue de statistique appliquée*, 22, 2, pp. 37–50.
- Jesinghaus, J. (1997): "Sustainability Indicators". En Moldan, B. y Billharz, S. (Eds.): *Sustainability Indicators. Report on the Project on Indicators of Sustainable Development*. John Wiley and Sons, Chichester, pp. 84–91.
- Jha, R. y Murthy, K.V.B. (2003): "An Inverse Global Environmental Kuznets Curve". *Journal of Comparative Economics*, 31, pp. 352–368.
- Kaufmann, D., Kraay, A. y Mastruzzi, M. (2003): *Governance Matters III: Governance Indicators for 1996-2002*. The World Bank.
- Kaufmann, D., Kraay, A. y Mastruzzi, M. (2006): *Governance Matters V: Aggregate and Individual Governance Indicators for 1996-2005*. The World Bank.
- Kaufmann, D., Kraay, A. y Zoido-Lobaton, P. (1999): *Governance Matters*. Policy Research Working Paper 2196. The World Bank Development Research Group, Macroeconomics and Growth, and The World Bank Institute (Governance).
- Kaiser, H.F. (1958): "The Varimax Criterion for Analytic Rotation in Factor Analysis". *Psychometrika*, 23, pp. 187–200.
- Keeney, R.L. y Raiffa, H. (1976): *Decisions with multiple objectives: preferences and value trade-offs*. John Wiley & Sons. New York.
- Krajnc, D. y Glavic, P. (2005a): "A Model for Integrated Assessment of Sustainable Development". *Resources, Conservation and Recycling*, 43, pp. 189–208.

- Krajnc, D. y Glavic, P. (2005b): "How to Compare on Relevant Dimensions of Sustainability". *Ecological Economics*, 55, pp. 551–563.
- Lai, D. (2000): "Temporal Analysis of Human Development Indicators: Principal Component Approach". *Social Indicator Research*, 51, pp. 331–330.
- Lévy, JP. y Varela, J. (2003): *Análisis multivariable para las ciencias sociales*. Pearson: Prentice Hall. Madrid.
- Liou, S., Lo, S. y Wang, S. (2004): "A Generalized Water Quality Index for Taiwan". *Environmental Monitoring and Assessment*, 96, pp. 35–52.
- López, C. (2005): *Métodos estadísticos avanzados con SPSS*. Thomson. Madrid.
- Luce, D.R. y Tukey, J.W. (1964): "Simultaneous conjoint measurement: a new type of fundamental measurement", *Journal of Mathematical Psychology*, Vol. 1, Issue February, pp. 1–27.
- Luque, T. (coord.) (2000): *Técnicas de análisis de datos en investigación de mercados*. Pirámide. Madrid.
- Mcintyre, D., Muirhead, D. y Gilson, L. (2002): "Geographic Patterns of Deprivation in South Africa: Informing Health Equity Analyses and Public Resource Allocation Strategies". *Health Policy and Planning*, 17, pp. 30–39.
- Messer, L., Laraira, B., Kaufman, J., Eyster, J., Holzman, C., Culhane, J., Elo, I., Burke, J. y O'Campo, P. (2006): "The Development of a Standardized Neighborhood Deprivation Index". *Journal of Urban Health: Bulletin of the New York Academy of Medicine*, 83, 6, pp. 1041–1062.
- Mondelo, N., Sánchez, R. y Carrasquero, N. (1996): "El Proceso Analítico Jerárquico como Herramienta para la Selección de la Mejor Ubicación de un Relleno Sanitario". *Memorias del XXV Congreso Interamericano de Ingeniería Sanitaria y Ambiental. Tomo III: Tratamiento y Disposición de Residuos Sólidos*, México, pp. 153–160.
- Munda, G. (2005): "Measuring Sustainability: A Multi-Criterion Framework". *Environment, Development and Sustainability*, 7, pp. 117–134.
- Munda, G. (2008): *Social Multi-Criteria Evaluation for a Sustainable Economy*. Springer, Berlin.
- Munda, G. y Nardo, M. (2003): *On the Methodological Foundations of Composite Indicators Used for Ranking Countries*. OECD/JRC Workshop on composite indicators of country performance, Ispra, Italy. Edición electrónica en texto completo en: <http://webfarm.jrc.cec.eu.int/uasa/evt-OECD-JRC.asp>.
- Munda, G. y Nardo, M. (2009): "Noncompensatory/Nonlinear Composite Indicators for Ranking Countries: A Defensible Setting". *Applied Economics*, 2009, 41, pp. 1513–1523.
- Narayanan, D., Zhang, Y. y Mannan, M.S. (2007): "Engineering for Sustainable Development (ESD) in Bio-Diesel Production". *Process Safety and Environmental Production*, 85 (B5), pp. 349–359.

- Nardo, M.; Saisana, M. Saltelli, A., Tarantola, S., Hoffman, A. y Giovannini, E. (2005a): *Handbook of constructing composite indicators: methodology and user guide*. Study Documents 2005-3. OCDE.
- Nardo, M., Saltelli, A., Saisana, M. y Tarantola, S. (2005b): *Tools for Composite Indicator building*, EUR 21682 EN, European Commission.
- Ocaña-Riola, R. y Sánchez-Cantalejo, C. (2005): “Rurality Index for Small Areas in Spain”. *Social Indicators Research*, 73, pp. 247–266.
- OECD (2008): *Handbook on constructing composite indicators. Methodology and User Guide*. European Commission and OECD.
- Onwujekwe, O., Malik, E.F., Mustafa, S. y Mnzaava, A. (2005): “Do Malaria Preventive Interventions Reach the Poor? Socioeconomic Inequities in Expenditure on and Use of Mosquito Control Tools in Sudan”. *Health Policy and Planning*, 7, pp. 10–16.
- Pena, B. (1977): *Problemas en la medición del bienestar y conceptos afines. Una aplicación al caso español*. INE. Madrid.
- Pena, J.B. (1978): “La Distancia P: un Método para la Medición del Nivel de Bienestar”. *Revista Española de Economía*, 8, pp. 49–89.
- Pena, J.B. (2009): “La medición del bienestar social: una revisión crítica”, *Estudios de Economía Aplicada*, 27, 2, pp. 299–324.
- Pérez, C. (2005): *Métodos estadísticos avanzados con SPSS*. Thomson. Madrid.
- Pérez Mayo, J. (2009): “Un análisis dinámico de la privación en España”, *Estudios de Economía Aplicada*, 27, 2, pp. 501–522.
- Pérez Mayo, J. y Fajardo, M.A. (2003): “Un método alternativo para identificar los hogares en situación de pobreza”, *Estadística Española*, 45, 152, pp. 115–134.
- Podinovskii, V.V. (1994): “Criteria Importance Theory”. *Mathematical Social Sciences*, 27, pp. 237–252.
- Premachandra, I.M. (2001): “A Note on DEA vs. Principal Component Analysis: An Improvement to Joe Zhu’s Approach”. *European Journal of Operational Research*, 132, pp. 553–560.
- Quadrado, L.; Heijman, W. y Folmer, H. (2001): Multidimensional analysis of regional inequality: the case of Hungary”, *Social Indicators Research*, Vol. 56, pp. 21–42.
- Ramzan, N., Degenkolbe, S. y Witt, W. (2008): “Evaluating and Improving Environmental Performance of HC’s Recovery System: A Case Study of Distillation Unit”. *Chemical Engineering Journal*, 140, pp. 201–213.
- Saaty, T. (1980): *Multicriteria Decision Making: The analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill. New York.
- Saaty, T.L. (1990): “How to Make a Decision: The Analytic Hierarchy Process”. *European Journal of Operational Research*, 48, pp. 9–26.
- Sabatini, F. (2005): *Measuring Social Capital in Italy: An Exploratory Analysis*. Facolta di Economia Università di Bologna, Sede di Forli, Working paper n° 12.

- Sajeva, M., Gatelli, D., Tarantola, S. y Hollanders, H. (2005): *Methodology Report on European Innovation Scoreboard 2005*. A discussion paper from the Innovation/SMEs Programme, European Commission.
- Silber, J. (2007): "Measuring poverty: taking a multidimensional perspective", *Hacienda Pública Española*, 182, 3, pp. 29–73.
- Simon, U., Brüggemann, R. y Pudenz, S. (2004): "Aspects of Decision Support in Water Management-Example Berlin and Potsdam (Germany): I-Spatially Differentiated Evaluation". *Water Research*, 38, pp. 1809–1816.
- Singh, R. (2004): "Rural Infrastructure, Agricultural Development, and Poverty in India: An Inter-State Study". *Journal of Rural Development*, 23, 1, pp. 31–57.
- Singh, R.K., Murty, H.R., Gupta, S.K. y Dikshit, A.K. (2007): "Development of Composite Sustainability Performance Index for Steel Industry". *Ecological Economics*, 7, 3, pp. 565–588.
- Somarriba, N. y Pena, J.B. (2009): "Synthetic indicators of quality of life in Europe", *Social Indicators Research*, 96, pp. 115–133.
- Tsaur, H.S., Lin, Y.C. y Lin, J.H. (2006): "Evaluating Ecotourism Sustainability from the Integrated Perspective of Resource, Community and Tourism". *Tourism Management*, 27, pp. 640–653.
- Ugwu, O.O., Kumaraswamy, M.M., Wong, A. y Ng, S.T. (2006): "Sustainability Appraisal in Infrastructure Projects (SUSAIP) Part 1. Development of Indicators and Computational Methods". *Automation and Construction*, 15, pp. 244–256.
- Van Rijckevorsei, J.L.A. (1987): *The application of fuzzy coding and horseshoes in multiple correspondence analysis*. DSWO Press. Leiden.
- Vyas, S. y Kumaranayake, L. (2006): "Constructing Socio-Economic Status Indices: How to Use Principal Components Analysis". *Health Policy and Planning*, 21, pp. 459–468.
- Wang, C.H. (2005): "Constructing Multivariate Process Capability Indices for Short-Run Production". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 26, pp. 1306–1311.
- Wubneh, M. (1987): "A Multivariate Analysis of Socio-Economic Characteristics of Urban Areas in Ethiopia". *African Urban Quarterly*, 2, pp. 425–433.
- Yadav, A.K., Srivastava, M. y Pal, Ch. (2002): "Constructing Development Index for Primary Education in India: An Inter-State Comparison". *Margin*, 35, pp. 55–65.
- Young, F.W. *et al.* (1976): "Regression with qualitative variables: an alternating least squares method with optimal scaling features", *Psychometrika*, Vol. 41, pp. 505–529.
- Zarzosa, P. *et al.* (2005): *La calidad de vida en los municipios de la provincia de Valladolid*. Diputación de Valladolid. Valladolid.
- Zhu, J. (1998): "Data Envelopment Analysis vs. Principal Component Analysis: An Illustrative Study of Economic Performance of Chinese Cities". *European Journal of Operational Research*, 111, pp. 50–61.