



FACULTAD
DE CIENCIAS
ECONÓMICAS



Universidad
Nacional
de Córdoba

REPOSITORIO DIGITAL UNIVERSITARIO (RDU-UNC)

Comparación de procedimientos de normalización y métricas en la construcción de indicadores compuestos de bienestar social utilizando el método TOPSIS

Mariana Funes, Josefina Racagni, Hernán Pablo Guevel,
Santiago Minolli

Capítulo del Libro Aplicación de multi-metodologías para la gestión y evaluación de sistemas sociales y tecnológicos, 1ª ed. publicado en 2014 - ISBN 978-987-1436-90-3



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución – No Comercial – Sin Obra Derivada 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

COMPARACIÓN DE PROCEDIMIENTOS DE NORMALIZACIÓN Y MÉTRICAS EN LA CONSTRUCCIÓN DE INDICADORES COMPUESTOS DE BIENESTAR SOCIAL UTILIZANDO EL MÉTODO TOPSIS

MARIANA FUNES

JOSEFINA RACAGNI

HERNÁN GUEVEL

SANTIAGO MINOLLI

Palabras Clave: Bienestar Social, TOPSIS, CRITIC, Medida de Pérdida de Información, Bootstrap.

1. INTRODUCCIÓN

El Bienestar Social es un concepto de difícil definición, por lo que, con la intención de caracterizarlo, la Organización Mundial de la Salud se refiere al mismo como *“un conjunto de factores que participan en la calidad de vida de las personas y aportan a su existencia elementos que dan lugar a su tranquilidad y satisfacción”*, definiendo a la “Calidad de Vida” como *“la percepción personal de un individuo de su lugar en la vida, dentro del contexto cultural y del sistema de valores en los que vive y en relación con sus objetivos, sus expectativas, sus valores e inquietudes”*. Estas aproximaciones sugieren que el Bienestar Social se vincula estrechamente con un estado de satisfacción y realización general de los individuos, influido por su estado de salud (físico y psicológico), por factores culturales y por el grado de bienestar económico de la sociedad en cuestión, entre otros.

Sobre la base de esta idea y en forma similar a lo que realiza el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) a través del Índice de Desarrollo Humano (IDH), optamos por estudiar este fenómeno indirectamente, analizando un conjunto de indicadores que representan exteriorizaciones de los aspectos relacionados con el mismo, construyendo un Indicador Compuesto (IC) que permitan resumir en una única medida, el desempeño de los países latinoamericanos en esta materia.

La construcción de un IC supone la adopción, por parte del analista, de una serie de decisiones de carácter subjetivo, que influirán en mayor o menor medida sobre los resultados y la utilidad del índice obtenido. Entre estas decisiones, podemos mencionar el método de agregación de los distintos subindicadores en una medida singular, el procedimiento de normalización que podría ser necesario o conveniente efectuar (dependiendo de las características de la metodología elegida para la agregación de los datos¹⁵) y el método de asignación de ponderaciones a las variables o sub-indicadores que se utilizarán para calcular el IC. Diferentes combinaciones entre métodos de normalización, ponderación y agregación de evaluaciones, generan diferentes alternativas de construcción de Indicadores Compuestos, por lo que surge la necesidad de establecer un procedimiento que permita compararlos de manera de determinar si alguno de ellos resulta más apropiado en virtud de la temática a tratar y los datos considerados.

Algunos autores han sugerido tener en cuenta al momento de seleccionar un método apropiado, cuestiones tales como el análisis de sus fundamentos teóricos, la facilidad de uso y la validez, entre otros. Por su parte, (Zhou et al., 2006) desarrollaron una medida objetiva, asociada al concepto de “pérdida de información”, que denominaron “Medida de Shannon – Spearman” (SSM), que permite cuantificar la pérdida de información que se produce al transformar los datos contenidos en los subindicadores individuales, en el IC respectivo.

En virtud de considerar la existencia de una estrecha relación entre el Desarrollo Humano y el Bienestar Social, proponemos estudiar el grado de Bienestar Social alcanzado por los países latinoamericanos, contemplando el conjunto de indicadores empleados en el cálculo del IDH e incorporando otros que, desde nuestro punto de vista, aportarían más información y permitirían evaluar otras dimensiones no consideradas en el cálculo de aquel índice. Para la agregación de los subindicadores seleccionados empleamos el Método de Apoyo a la Decisión Multicriterio TOPSIS, aplicando distintos procedimientos de normalización y medidas de distancia, calculando las ponderaciones de los subindicadores mediante el método CRITIC (Diakoulaki, et al., 1995). Los Indicadores Compuestos obtenidos por la combinación de diferentes procedimientos de normalización y cálculo de distancias fueron comparados utilizando la medida de Shannon-Spearman propuesta por

¹⁵ Los valores observados de los subindicadores frecuentemente están medidos en diferentes unidades y/o escalas, mientras que los normalizados, se convierten en valores relativos (sin unidad de medida), pertenecientes, por lo general, al intervalo [0, 1].

los autores citados, con algunas modificaciones que discutiremos en la sección “Materiales y Métodos”. Con el propósito de establecer intervalos de confianza para esta medida, se generaron muestras artificiales mediante la técnica Bootstrap.

Se hace constar que el resumen del texto base de este capítulo fue sometido a referato y aceptado por el comité científico del XIX Simposio Internacional de Métodos Matemáticos Aplicados a las Ciencias que tiene lugar en San José, Costa Rica, en febrero de 2014.

En la siguiente sección indicamos la notación empleada, describimos la metodología utilizada para construir los Indicadores Compuestos y desarrollamos el concepto de medida de Shannon - Spearman y las modificaciones sugeridas. A continuación, presentamos los resultados y finalmente, las conclusiones obtenidas.

2. METODOLOGÍA DE CÁLCULO DE LOS INDICADORES COMPUESTOS

Sea S el conjunto de unidades a estudiar (en el presente caso, los 20 países de América Latina que constituyen Estados soberanos¹⁶) y a_i ($i = 1, 2, \dots, m$) los elementos de este conjunto.

El desempeño de cada país depende de un conjunto J de n atributos, cada uno de los cuales está representado por un subindicador¹⁷, al que denotamos por I_j , de tal manera que a_{ij} representa el desempeño del país i respecto del subindicador j , para $i: 1, 2, \dots, m$ y $j: 1, 2, \dots, n$.

El conjunto de datos está representado por la matriz $A = [a_{ij}]$; cada vector fila de la matriz representa un país $a_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in}]$ y cada vector columna, un subindicador $I_j = [a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{mj}]$.

Denotamos con x_{ij} los valores normalizados de las evaluaciones del país a_i respecto del subindicador I_j y la matriz $X = [x_{ij}]$ es la matriz de los valores normalizados.

Construimos k Indicadores Compuestos IC_i^k , combinando diferentes procedimientos de normalización de las observaciones y métricas, manteniendo el conjunto de ponderaciones y el método de agregación. Estos Indicadores miden el desempeño de cada unidad a_i , como una

¹⁶ Se excluyen Dominica, la Guayana francesa y demás dependencias de este país, y de Estados Unidos.

¹⁷ Llamaremos a estos elementos “subindicador”, “índice parcial” o “variable” indistintamente.

función de los correspondientes subindicadores. Es decir, $IC_i^k = f_j(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in})$; $\forall k$. La matriz $IC = [IC_i^k]$ contiene los k Índices.

En la Tabla 1 presentamos las dimensiones e indicadores considerados, su codificación y la clasificación de los mismos en positivos o negativos, en virtud de considerar si mayores valores de los indicadores son deseables o no en términos de aumentar el grado de bienestar social.

Tabla 1: Codificación y clasificación de los indicadores seleccionados

Dimensión	Indicador	Código	Clasif.
Estándar de vida ¹⁸	PBI per Cápita U\$D PPA (2005)	PBI	Positivo
Educación ⁶	Tasa de alfabetización de adultos (1995-2005)	TAA	Positivo
	T. bruta combinada de matric. primaria, secundaria y terciaria (2005)	TBM	Positivo
Salud ⁶	Esperanza de vida al nacer (2000-2005)	EVN	Positivo
	Gasto en salud per Cápita U\$D PPA (2004)	GS	Positivo
	Tasa de Mortalidad Infantil (2005)	TMI	Negativo
Impacto Medioambiental ⁶	Emisiones de dióxido de carbono per Cápita (2004)	ECO2	Negativo
Acceso a la tecnología ⁶	Líneas de telefonía celular cada 1000 habitantes (2005)	LTC	Positivo
	Usuarios de internet cada 1000 habitantes (2005)	UI	Positivo
Gobernabilidad ¹⁹	Indicador de Efectividad Gubernamental (2005)	EG	Positivo
	Indicador de Calidad Regulatoria (2005)	CR	Positivo

¹⁸ Fuente: Informe sobre Desarrollo Humano 2007-2008.

¹⁹ Fuente: Cuestiones de Gobernabilidad V (Banco Mundial). Acceso al documento y la base de datos en <http://worldbank.org/wbi/governance>.

Para agregar los subindicadores seleccionados, utilizamos el método TOPSIS (Technique for Order by Similarity to Ideal Solution) que construye un índice de similaridad a una alternativa "Ideal" que permite establecer una ordenación del conjunto de elementos sujeto a evaluación, sobre la base del "axioma de elección de Zéleny" (Zeleny, 1982) que dice: "es racional elegir una alternativa lo más próxima a la ideal o lo más alejada de la anti-ideal"²⁰.

Existen diferentes versiones de este método que dependen del procedimiento que se utilice para normalizar los datos, del modo en que se determinen los pesos relativos de los indicadores que se agregarán y de la función de distancia seleccionada para reflejar la noción de proximidad.

En la presente aplicación normalizamos las evaluaciones a_{ij} aplicando:

a) Fracción de la Suma de los valores observados: $x_{ij} = a_{ij} / \sum_{i=1}^m a_{ij}$;

b) Fracción del Rango de variación: $x_{ij} = (a_{ij} - a_{ij}^-) / (a_{ij}^+ - a_{ij}^-)$;

c) Fracción del Máximo valor observado: $x_{ij} = a_{ij} / a_{ij}^+$;

d) Fracción del Módulo del Vector: $x_i = a_{ij} / \left(\sum_{i=1}^m a_{ij}^2 \right)^{1/2}$;

e) Estandarización Robusta: $x_{ij} = (a_{ij} - Me_j) / (Meda_j)$,

donde: a_{ij}^+ y a_{ij}^- son el máximo y el mínimo a_{ij} para I_j , respectivamente; Me_j y $Meda_j$ son la Mediana y Desviación Mediana de I_j , respectivamente. Este último procedimiento de normalización, a diferencia de los anteriores, no es sensible a valores extremos, presentes en el conjunto de datos analizado. Lo incorporamos al análisis con la intención de estudiar los efectos que éste produce en el cálculo de los Indicadores compuestos.

Cabe mencionar que, tal como sugiere el PNUD para el indicador del PBI per Cápita en dólares de paridad de poder adquisitivo, previo a la normalización, aplicamos una transformación no lineal tomando su logaritmo natural²¹, para reflejar la propiedad generalmente aceptada de

²⁰ La traducción es nuestra.

²¹ Aunque para reflejar esta característica es posible utilizar cualquier logaritmo del PBI con base mayor a uno.

los rendimientos decrecientes asociados a la utilidad del ingreso. Con el mismo criterio extendimos este tratamiento al Gasto en Salud per cápita. Por otra parte, en virtud de que los indicadores de gobernabilidad contienen $a_{ij} < 0$, previo a la normalización, transformamos la escala de manera que $\hat{a}_{ij} = a_{ij} - (\min_j a_{ij} \times 1,01)$ de manera que $\hat{a}_{ij} > 0$.

Determinamos la ponderación asociada a cada subindicador, w_j , empleando el método CRITIC (Diakoulaki, et al., 1995), que sugiere que el peso del indicador j se determine como:

$$w_j = s_j \sum_{k=1}^n (1 - r_{jk}) \quad (1)$$

donde s_j es la desviación estándar de la columna asociada al subindicador j y r_{jk} es el coeficiente de correlación entre las columnas j y k de la matriz \mathbf{X} , calculada aplicando la normalización de Fracción del Rango. La importancia relativa del indicador es mayor cuando posee mayor varianza y aporta información diferente a la de los otros indicadores.

Para calcular las distancias de cada alternativa a las alternativas Ideal y Anti-ideal, $D_i^+ = d(v_i, v^+)$ y $D_i^- = d(v_i, v^-)$ ²², trabajamos con tres casos particulares de la familia de funciones de distancias de Mincowski: la Distancia Ciudad; la Distancia Euclídea y la Distancia de Tchebycheff.

El último paso de TOPSIS, consiste en calcular el "ratio de similitud a la alternativa ideal", que varía en el intervalo [0,1], con $IC_i = 0$ para $a_i = a^-$ (alternativa anti-ideal) y $IC_i = 1$ para $a_i = a^+$ (alternativa ideal) como:

$$IC_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (2)$$

IC_i permite ordenar las alternativas en sentido decreciente de la preferencia. Cada combinación de método de normalización y métrica constituye un IC diferente. En la Tabla 2 se presentan las quince alternativas de IC construidas.

²² $\mathbf{v}^+ = [v_1^+, v_2^+, \dots, v_n^+] \wedge \mathbf{v}^- = [v_1^-, v_2^-, \dots, v_n^-]$ son los vectores asociados a las alternativas

Ideal (\mathbf{v}^+) y Anti-ideal (\mathbf{v}^-) determinados en base a la matriz $\mathbf{V} = [v_{ij}]$; $v_{ij} = x_{ij} \cdot w_j$.

Tabla 2: Indicadores Compuestos según Método de normalización y Métrica

Metodología de normalización	Métrica		
	Distancia Ciudad	Distancia Euclídea	Distancia Tchebycheff
Fracción de la Suma	IC^1	IC^6	IC^{11}
Fracción del Rango	IC^2	IC^7	IC^{12}
Fracción del Módulo del Vector	IC^3	IC^8	IC^{13}
Fracción del Máximo	IC^4	IC^9	IC^{14}
Estandarización Robusta	IC^5	IC^{10}	IC^{15}

Con el propósito de establecer un mecanismo que permita comparar Indicadores Compuestos, Zhou et al. (2006), Zhou y Ang (2009), desarrollan lo que dan en llamar Medida de Shannon-Spearman (SSM), que busca determinar la discrepancia entre la información contenida en la matriz de datos **A** (que contiene las evaluaciones de cada alternativa respecto de cada subindicador) y la contenida en el vector del IC construido, refiriéndose a esta discrepancia como la “pérdida de información” en el proceso de construcción del IC.

Esta medida se calcula considerando y cuantificando tres fuentes principales de información: i) la divergencia de las distintas alternativas con respecto a los n subindicadores y al IC derivado, medible a través de la entropía de Shannon (Zeleny, 1982), ii) el conflicto entre el orden de las alternativas con respecto a cada uno de los sub-indicadores y el orden de las mismas en el IC derivado, cuantificable calculando el coeficiente de correlación de Spearman entre un ordenamiento de referencia que sugieren determinar $r_0 = (a_m, a_{m-1}, \dots, a_1)^T$ (Diakoulaki et al., 1995) y los ordenamientos de cada subindicador (r_{sj}), y entre r_0 y el ordenamiento del IC construido (r_s), y iii) los pesos asignados a los subindicadores previo a la agregación (considerados en este caso factores exógenos a los fines del cálculo de la SSM). Combinando estas tres fuentes de información, determinan SSM de la siguiente manera:

$$d_{SSM} = \left| \sum_{j=1}^n w_j \left(1 + \frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \right) r_{sj} - \left(1 + \frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_i \ln p_i \right) r_s \right| \quad (3)$$

Donde

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} \quad (i = 1, 2, \dots, m); j=(1,2,\dots,n) \quad \text{y} \quad p_i = \frac{IC_i}{\sum_{i=1}^m IC_i} \quad (i=1,2,\dots,m)$$

En esencia, d_{SSM} es la diferencia entre la información en **A** y la información en **IC**. Intuitivamente, si un método MCDA siempre obtuviera un valor menor de d_{SSM} , es decir, presentara menor pérdida de información, podríamos referirnos al mismo como un mejor método de construcción de ICs.

Resulta importante destacar que los autores no especifican las características que debiera reunir r_0 y quienes suscribimos el presente consideramos no encontrarnos en condiciones de estipular si algún ordenamiento de los obtenidos, u otro, pudiera emplearse como referente. Asumimos, además, que tal referente debiera seleccionarse en base a un criterio que permita identificarlo como “bueno” o “preferible” desde algún punto de vista. En este sentido, proponemos una modificación a la d_{SSM} que consiste en considerar como ordenamiento de referencia, en cada caso, al Indicador Compuesto construido. Como $r_0 = \mathbf{IC}$, r_{sj} será el coeficiente de correlación de rangos de Spearman entre cada subindicador y el IC considerado, y $r_s = 1$, de modo que planteamos la medida de pérdida de información en la construcción del Indicador Compuesto como:

$$d(IC^k) = \left| \sum_{j=1}^n w_j \left(1 + \frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \right) r_{sj} - \left(1 + \frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_i \ln p_i \right) \right| \quad (4)$$

Consideramos que $d(IC^k)$ también representa una medida de la pérdida de información entre la matriz de datos **A** y el vector del indicador compuesto construido (sin compararlo con un referente) y podríamos decir que un mejor IC, en términos de pérdida de información, sería aquel para el cual $d(IC^k)$ sea menor.

3. RESULTADOS

En las Tablas 3 y 4 presentamos las ponderaciones asociadas a cada subindicador y los resultados del cálculo de la medida de pérdida de información para cada IC de Bienestar Social construido para los países Latinoamericanos, respectivamente. La base de datos puede consultarse en el Anexo, al final del texto.

Tabla 3: Ponderaciones asociadas a los subindicadores

Indicador	w_j	Indicador	w_j
PBI	0,0669	ECO2	0,0937
TAA	0,0815	LTC	0,0830
TBM	0,0899	UI	0,0933
EVN	0,0791	EG	0,0666
GS	0,0800	CR	0,0813
TMI	0,1845		

El indicador con mayor peso relativo fue la Tasa de mortalidad infantil (TMI), seguido por Emisiones de dióxido de carbono (ECO₂), Usuarios de internet (UI) y Tasa Bruta combinada de matriculación (TBM), por lo que las dimensiones con mayor peso en el análisis son Salud, Impacto Medioambiental, Acceso a la tecnología y Educación, en ese orden.

Tabla 4: Medidas de Pérdida de Información y *Ranking* (datos originales)

IC^k	Referencia		d(IC^k)	Ranking
	Métrica	Proc. de Normalización		
IC²	Ciudad	Fracción del Rango	0.00244	1
IC⁵	Ciudad	Estandarización Robusta	0.00461	2
IC⁴	Ciudad	Fracción del Máximo	0.00498	3
IC¹⁵	Tchebicheff	Estandarización Robusta	0.00595	4
IC³	Ciudad	Fracción del Módulo Vector	0.00701	5
IC¹	Ciudad	Fracción de la Suma	0.00757	6
IC⁷	Euclidea	Fracción del Rango	0.00826	7
IC¹¹	Tchebicheff	Fracción de la Suma	0.00872	8
IC¹³	Tchebicheff	Fracción del Módulo Vector	0.00898	9
IC¹⁰	Euclidea	Estandarización Robusta	0.00963	10
IC⁹	Euclidea	Fracción del Máximo	0.01012	11
IC¹²	Tchebicheff	Fracción del Rango	0.01024	12
IC¹⁴	Tchebicheff	Fracción del Máximo	0.01046	13
IC⁸	Euclidea	Fracción del Módulo Vector	0.01084	14
IC⁶	Euclidea	Fracción de la Suma	0.01105	15

Del análisis de los valores de la medida de pérdida de información asociada a los ICs, podríamos decir que el principal factor de pérdida de información estaría asociado a la métrica empleada para calcular las distancias al calcular el ratio de similaridad, mientras que el método de normalización empleado, tendría menor impacto. En general, los índices construidos empleando la distancia ciudad, muestran un mejor desempeño, con la única excepción de la combinación entre estandarización robusta y distancia de Tchebycheff, que se ubica en cuarto lugar en términos de conservación de la información. Los métodos de normalización, por su parte, muestran similares comportamientos cuando trabajamos con las distancias ciudad y euclídea, resultando en orden decreciente de desempeño los procedimientos de fracción del rango, estandarización robusta, fracción del máximo valor observado, fracción del módulo del vector y fracción de la suma. Este patrón se altera al emplear distancia de Tchebycheff, que presenta mejores resultados con los procedimientos de estandarización robusta y fracción de la suma de los valores observados.

Calculando las diferencias relativas entre los valores de $d(IC_k)$, las más importantes se observan entre el mejor valor y el siguiente (88,86%), entre el tercero y el cuarto (19,53%) y entre este último y el quinto mejor (17,73%). Del resto de las diferencias, la más importante es la que existe entre las posiciones seis y siete, resultando la misma del 9,2%, aproximadamente.

Como un valor individual no provee información de la precisión y confiabilidad de $d(IC^k)$ y se desconocen las propiedades estadísticas de esta medida, Zou & Ang, (ibídem), sugieren determinar intervalos de confianza para la misma. Con este propósito, empleamos la técnica no paramétrica bootstrap, propuesta por Efron en 1979, que consiste en extraer B muestras con reemplazo a partir de una muestra con n observaciones (tratada como si fuera la población completa) y calcular para cada una de ellas el valor de la medida que se desea estudiar. De este modo se obtiene una buena aproximación de la distribución de los estimadores, permitiendo calcular intervalos de confianza para las medidas, realizar tests de hipótesis y describir algunas de sus propiedades muestrales.

Con el propósito de estimar intervalos de confianza para la medida de pérdida de información $d(IC^k)$ con un nivel de significación del 5%, programamos en el lenguaje libre R un algoritmo iterativo que realizara corridas de 2000 muestras bootstrap de 20 observaciones cada una, calculando el valor medio de $d(IC^k)$ para cada método de construcción de IC. Establecimos como regla de finalización del proceso de simulación,

que el mismo se detenga cuando el valor esperado de todos y cada uno de los vectores de valores medios de $d(IC^k)$ de la corrida “ n ” sea inferior en 0,005% al mismo valor calculado para la corrida “ $n-1$ ”. Siguiendo esta regla, el algoritmo se detuvo en la iteración N° 197, es decir, habiendo simulado 394000 muestras.

La Tabla 5 resume los valores medios de las $d(IC^k)$ simuladas, los intervalos de confianza construidos en base a estos resultados, ordenados según su capacidad de conservar la información y, a efectos comparativos, el ranking que corresponde a estas medidas de pérdida de información al trabajar con los datos de originales.

Tabla 5: Medidas de Pérdida de Información, Intervalos de confianza y *Ranking* (datos simulados)

$d(IC^k)$	Valor Medio	Intervalos de confianza al 95%		Ranking	Ranking datos originales
		Límite inferior	Límite superior		
$d(IC^4)$	0,00431	0,00430	0,00432	1	3
$d(IC^5)$	0,00444	0,00442	0,00445	2	2
$d(IC^2)$	0,00459	0,00458	0,0046	3	1
$d(IC^3)$	0,00532	0,00531	0,00533	4	5
$d(IC^1)$	0,00562	0,00561	0,00563	5	6
$d(IC^{15})$	0,00619	0,00617	0,0062	6	4
$d(IC^7)$	0,00734	0,00733	0,00735	7	7
$d(IC^{10})$	0,00737	0,00736	0,00739	8	10
$d(IC^{13})$	0,00805	0,00804	0,00806	9	9
$d(IC^{11})$	0,00823	0,00821	0,00824	10	8
$d(IC^{12})$	0,00850	0,00848	0,00851	11	12
$d(IC^{14})$	0,00862	0,00861	0,00864	12	13
$d(IC^9)$	0,00936	0,00934	0,00937	13	11
$d(IC^8)$	0,01037	0,01036	0,01038	14	14
$d(IC^6)$	0,01049	0,01048	0,01050	15	15

Analizando los intervalos de confianza, podemos concluir que las distribuciones de las medidas de pérdida de información registran muy poca variabilidad, reflejada en la pequeña amplitud de todos los intervalos. Por otra parte, el valor del límite superior del intervalo de

confianza para cada $d(IC^k)$ es menor al límite inferior del intervalo que lo sucede en el ranking. Por tales motivos podemos decir que los valores medios de $d(IC^k)$ podrían tomarse como referentes a los fines de valorar las bondades de los diferentes métodos de construcción de ICs, en términos de su capacidad de conservar la información contenida en sus datos originales.

Si comparamos el *ranking* obtenido para el conjunto de los países latinoamericanos con el resultante de realizar las simulaciones, podemos observar algunos cambios en las posiciones de las $d(IC^k)$ obtenidas por aplicación de los diferentes métodos. En el caso de los valores simulados, todos los métodos que emplean la distancia Ciudad muestran una mayor capacidad de conservación de información. Respecto a las otras dos métricas, los indicadores construidos con la Distancia de Tchebycheff alcanzan, en términos generales, mejores posiciones respecto a la conservación de información, salvo las combinaciones de Distancia Euclídea con Estandarización robusta y Fracción del rango que se ubican en las posiciones 7 y 8, respectivamente.

Teniendo en cuenta estos resultados, con el objetivo de reducir la pérdida de información desde la matriz de datos originales al indicador compuesto construido, sería recomendable utilizar la distancia ciudad como medida de proximidad, y Fracción del máximo, el procedimiento de normalización más conveniente. Sin embargo, la diferencia relativa entre los valores medios de la medida de pérdida de información obtenida por utilización de los procedimientos de Estandarización robusta y Fracción del rango, que le siguen en el ranking, del 3% y 6,5% respectivamente, no permitirían a nuestro criterio ser concluyentes en la elección de algunos de estos procedimientos de normalización.

4. CONCLUSIONES

A pesar de la amplia utilización de Métodos de Apoyo a la Decisión Multicriterio en la construcción de Indicadores Compuestos, quienes hacemos uso de los mismos enfrentamos el dilema de determinar qué método de agregación, ponderación o normalización (de corresponder) resulta más apropiado frente al problema estudiado.

En este sentido, la medida de Shannon – Spearman propuesta por los autores citados resulta una alternativa de comparación objetiva de los diferentes ICs construidos en términos de la pérdida de información que se produce de la matriz de datos de los subindicadores considerados, a la contenida en el Indicador Compuesto correspondiente. Consideramos que las modificaciones propuestas al cálculo de la misma aportan una opción igualmente útil. Su aplicación a la comparación de Indicadores de

Bienestar Social construidos a partir de diferentes procedimientos de normalización y cálculo de distancias empleando el método TOPSIS, permitió identificar la existencia de menor pérdida de información al emplear la distancia ciudad, no siendo tan clara la distinción en los casos de las distancias euclídea y de Tchebycheff. Esto parece indicar que la métrica empleada tendría mayor impacto en la conservación de la información, que los procedimientos de normalización de observaciones, si se trabaja con TOPSIS.

Si bien estamos satisfechos con los avances realizados, consideramos necesario ampliar nuestra investigación profundizando el análisis de las variaciones producidas en los Indicadores Compuestos por aplicación de diferentes procedimientos de normalización y cálculo de métricas como así también, indagar respecto de los efectos generados por los métodos de agregación y, especialmente, de ponderación, que como observaran Funes et al. (2013), tienen fuerte influencia en la medida de pérdida de información.

REFERENCIAS

- Diakoulaki, D., Mavrotas, G. and Papayannakis, L. (1995): *Determining Objective Weights in Multiple Criteria Problems: The CRITIC Method*, Computers Operations Research, 22, N° 7, 763-770.
- Efron, B. and Tibshirani, R. (1993): *An introduction to the Bootstrap*, Gran Bretaña: Chapman & Hall.
- Funes, M.; Racagni, J. y Guevel, H. (2013): *Comparación De Métodos De Agregación Y Ponderación En La Construcción De Un Indicador Del Desarrollo Humano De Países Latinoamericanos*. Anales del XII Encuentro Nacional de Docentes en Investigación Operativa – XX Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa. Buenos Aires.
- Hwang, C., Lai, Y.J. and Liu, T.Y. (1994). *TOPSIS for MODM*. European Journal of Operation Research, Vol. 76. pp 486-500.
- Kaufmann, D., Kraay, A. and Mastruzzi, M. (2006): *Governance Matters. V: Aggregate and Individual Governance Indicators for 1996-2005*. Banco Mundial.
<https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/9276/wps4012.pdf?sequence=1>
- Disponible en web 01-12-2012
- PNUD (Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo): *Informe sobre desarrollo humano 2007-2008*.
http://hdr.undp.org/en/media/HDR_20072008_SP_Complete.pdf
Disponible en web 01-12-2012

- Zeleny, M. (1982): *Multiple Criteria Decision Making*, New York: McGraw-Hill Book Company
- Zhou, P.; Ang, B. W. and Poh, K. L.; (2006): *Comparing Aggregating Methods for Constructing the Composite Environmental Index: An Objective Measure*, *Ecological Economics* 59, pp 305-311.
- Zhou, P. and Ang, B. W.; (2009): *Comparing MCDA Aggregation Methods in Constructing Composite Indicators Using the Shannon-Spearman Measure*, *Social Indicators Research* (2009) 94, pp 83-96.

ANEXO

Datos de los subindicadores de los ICs para los países Latinoamericanos

País	Estándar de Vida	Educación		Salud		
	PBI	TAA	TBM	EVN	TMI	GS
Argentina	14,280	97.2	89.7	74.3	15	1,274
Bolivia	2,819	86.7	86.0	63.9	52	186
Brasil	8,402	88.6	87.5	71.0	31	1,520
Chile	12,027	95.7	82.9	77.9	8	720
Colombia	7,304	92.8	75.1	71.7	17	570
Costa Rica	10,180	94.9	73.0	78.1	11	592
Cuba	6,000	99.8	87.6	77.2	6	229
República Dominicana	8,217	87.0	74.1	70.8	26	377
Ecuador	4,341	91.0	75.0	74.2	22	261
El Salvador	5,255	80.6	70.4	70.7	23	375
Guatemala	4,568	69.1	67.3	69.0	32	256
Haití	1,663	54.8	53.0	58.1	84	82
Honduras	3,430	80.0	71.2	68.6	31	197
Méjico	10,751	91.6	75.6	74.9	22	655
Nicaragua	3,674	76.7	70.6	70.8	30	231
Panamá	7,605	91.9	79.5	74.7	19	632
Paraguay	4,642	93.5	69.1	70.8	20	327
Perú	6,039	87.9	85.8	69.9	23	235
Uruguay	9,962	96.8	88.9	75.3	14	784

Venezuela	6,632	93.0	75.5	72.8	18	285
Máximo	14,280	99.8	89.7	78.1	84	1,520
Mínimo	1,663	54.8	53.0	58.1	6	82
Rango	12,617	45.0	36.7	20.0	78	1,438

País	Medio Ambiente	Tecnología		Políticas	
	ECO2	LTC	UI	EG	CR
Argentina	3.7	570	177	1.12139	1.11175
Bolivia	0.8	264	52	0.59139	1.22175
Brasil	1.8	462	195	1.30139	1.83175
Chile	3.9	649	172	2.65139	3.15175
Colombia	1.2	479	104	1.30139	1.80175
Costa Rica	1.5	254	254	1.69139	2.36175
Cuba	2.3	12	17	0.45139	0.00175
República Dominicana	2.2	407	169	0.98139	1.48175
Ecuador	2.2	472	47	0.38139	0.92175
El Salvador	0.9	350	93	1.09139	1.87175
Guatemala	1.0	358	79	0.69139	1.49175
Haití	0.2	48	70	0.00139	0.58175
Honduras	1.1	178	36	0.75139	1.31175
Méjico	4.2	460	181	1.38139	2.08175
Nicaragua	0.7	217	27	0.61139	1.44175
Panamá	1.8	418	64	1.50139	2.00175
Paraguay	0.7	320	34	0.56139	0.98175
Perú	1.1	200	164	0.79139	1.85175
Uruguay	1.6	333	193	1.92139	2.01175
Venezuela	6.6	470	125	0.56139	0.60175
Máximo	6.6	649	254	2.65139	3.15175
Mínimo	0.2	12	17	0.00139	0.00175
Rango	6.4	637	237	2.65000	3.15000