

CONSTRUCCIÓN DE INDICADORES SINTÉTICOS BASADOS EN JUICIO EXPERTO: APLICACIÓN A UNA MEDIDA INTEGRAL DE LA EXCELENCIA ACADÉMICA

PARADA RICO, SANDRA EVELY

sanevepa@uis.edu.co

*Escuela de Matemáticas. Universidad Industrial de Santander
Carrera 27 Calle 9. Edificio Camilo Torres. Bucaramanga (Colombia)*

FIALLO LEAL, JORGE ENRIQUE

jfiallo@uis.edu.co

*Escuela de Matemáticas. Universidad Industrial de Santander
Carrera 27 Calle 9. Edificio Camilo Torres. Bucaramanga (Colombia)*

BLASCO-BLASCO, OLGA

olga.blasco@uv.es

*Dpto. Economía Aplicada. Facultat d'Economia. Universitat de València
Avda. dels Tarongers, s/n. 46022 Valencia (España)*

Recibido (30/06/2015)

Revisado (22/09/2015)

Aceptado (02/10/2015)

RESUMEN: El objetivo de nuestro trabajo es construir un indicador sintético que permita medir el grado de excelencia académica. La propuesta se sustenta en dos líneas básicas: por un lado nos basaremos en la experiencia desarrollada durante los dos últimos años en la Universidad Industrial de Santander UIS (Colombia) y por otro en modelos de ordenación basados en la lógica fuzzy.

Desde que en el año 2013 la UIS creó el Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica de los Estudiantes, SEA, se desarrollan programas y estrategias enfocados a garantizar la permanencia en la universidad y culminar la formación de los estudiantes en los tiempos establecidos. Para esto, el SEA analiza cinco dimensiones (económica, social, académica, cognitiva y de salud) a partir de las que hemos establecido cinco indicadores parciales. A partir de ellos hemos construido el indicador ILSAE que proporciona el grado de excelencia global. Nuestra metodología se basa en técnicas estadísticas y, en ocasiones, manejo del conocimiento experto, a través de la lógica fuzzy. Ilustramos nuestro método analizando los datos de 699 de diferentes titulaciones de la UIS (Campus de Bucaramanga) y que se han obtenido en el primer cuatrimestre de 2015. El tratamiento estadístico se ha hecho con el programa SPSS.

Palabras claves: Indicadores sintéticos, Lógica fuzzy, Métodos de ordenación.

ABSTRACT: The objective of our work consists of the construction of a synthetic indicator allowing the measurement of the degree of academic excellence. Our proposal is based on two main lines: on the one hand, we will base on the gained experience during the two last years at the Universidad Industrial de Santander UIS (Colombia) and, on the other, on order models based on fuzzy logic.

Since 2013, when the UIS created the System for Supporting the Academic Excellence of the Students, SEA, several programs and strategies have been developed. These programs and strategies aim at guarantying the permanency at the university and the culmination of the academic education of the students within the set time. With this goal, the SEA analyzes five dimensions (economic, social, academic, cognitive and health) from which we have establish five partial indicators. From them we have constructed the indicator ILSAE that provides the global excellence degree. Our methodology is based on statistical techniques and, sometimes, on the consideration of expert knowledge, through fuzzy logic. The proposed method is illustrated through a real example where data from 699 degrees from the UIS (Bucaramanga Campus) obtained during the first quarter of 2015 are analyzed. The statistical treatment has been done using the program SPSS.

Keywords: Synthetic indicators, Fuzzy logic, Ranking methods.

1. Introducción

Como en la mayoría de instituciones educativas, en la Universidad Industrial de Santander (UIS¹) de Colombia, la preocupación por la calidad educativa y la adecuación de los contenidos en las diferentes titulaciones ha sido uno de los objetivos fundamentales, llegando a convertirse en una de sus acciones prioritarias. Esta universidad es una institución pública de carácter oficial con sede principal en Bucaramanga y cuatro sedes regionales ubicadas en los municipios de Barbosa, Barrancabermeja, El Socorro y Málaga, todas ellas en Colombia.

En palabras textuales del Acuerdo 15/2000 del Consejo Superior, “los programas académicos ofrecidos por la Universidad en todas sus sedes y bajo las diversas modalidades, deben estar comprometidos con un proceso permanente de mejoramiento de su calidad y pertinencia. La autoevaluación y evaluación externa, asegurarán la excelencia académica y la vigencia social de los programas.” (pág. 20, Acuerdo 15/2000).

La Universidad Industrial de Santander, integró los esfuerzos que durante los últimos años han llevado a cabo iniciativas personales y las Unidades Académicas y Administrativas, para garantizar la permanencia de los alumnos en la universidad y la culminación de los procesos de formación en los tiempos establecidos. Es en este contexto donde, en el año 2013 nace el Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica de los Estudiantes de la UIS (SEA). El SEA contempla, coordina y gestiona programas y estrategias desarrolladas por las unidades académicas, todo liderado por la Vicerrectoría Académica.

Sin duda, una buena parte del compromiso por mejorar la calidad reside en la preparación de los educadores. “La formación de profesores va más allá de aportar un cúmulo de conocimientos teóricos, una lista de estrategias de enseñanza o una serie de ‘nuevos’ recursos didácticos. La actualización y desarrollo profesional requiere aprovechar los conocimientos adquiridos por los profesores a través de su experiencia docente y posibilitar espacios de acompañamiento y seguimiento permanente, en los que se promuevan procesos de reflexión sobre sus acciones docentes” (Parada y Fiallo 2014; Parada et al. 2015).

Estamos convencidos del gran interés que tiene profundizar en la adecuación de contenidos y técnicas docentes o de investigación, pero este no es el objetivo de este trabajo. Nuestro interés se centra en medir la repercusión de las acciones emprendidas en el incremento de la calidad educativa.

Por estas razones, en octubre de 2014 se inició una cooperación entre la Universitat de València y la Universidad Industrial de Santander que tiene por objeto el desarrollo de técnicas que permitan analizar la excelencia académica. Nuestra labor se ha centrado en establecer una definición adecuada de la Excelencia Académica y determinar métodos que permitan medirla. Somos conscientes de que se trata de objetivos complejos en los que llegar a soluciones unánimemente aceptadas no es sencillo, pero creemos que es importante contribuir, en la medida de nuestras posibilidades, a la tarea de la toma de decisiones estratégicas de las instituciones.

Como mostraremos en este trabajo, hemos optado por establecer definiciones basadas en la lógica fuzzy, porque la flexibilidad inherente a esta lógica nos permite incorporar incertidumbre e imprecisión tanto en los datos como en los propios conceptos. En cuanto a la medición, hemos recurrido al uso de indicadores que, basándose en la práctica que venía realizando el SEA desde hace tres años, nos han permitido llegar a unos resultados acordes con las conclusiones a las que habían llegado los especialistas de la Universidad Industrial de Santander.

Un aspecto que no queremos dejar de mencionar es el hecho de que contar con un indicador global (al que hemos llamado *grado integral de excelencia académica estudiantil*), además de permitir conocer la

¹ La Universidad Industrial de Santander está acreditada por el Consejo Nacional de Acreditación (CNA), entidad de carácter público adscrita al Sistema Nacional de Acreditación del Ministerio de Educación de Colombia, cuyo objetivo es garantizar que las instituciones y programas que se acreditan cumplen los más altos niveles de calidad.

situación de la institución, esperamos que proporcione la posibilidad de fijar objetivos de excelencia a medio y largo plazo.

2. Algunos métodos para la construcción de indicadores sintéticos

A continuación mostraremos una revisión de algunos métodos para construir indicadores sintéticos. No hemos pretendido dar una relación exhaustiva de procedimientos porque pueden consultarse en otros artículos de esta misma revista (Blancas Peral, et al., 2010), o en otros de la bibliografía que se cita al final del trabajo (Domínguez Serrano, et al., 2011).

Respecto a la construcción de indicadores sintéticos, hay escuelas o tendencias a favor y en contra. En Sharpe (2004), podemos encontrar que los autores que están a favor de la construcción de indicadores sintéticos defienden o creen que un resumen estadístico puede recoger toda la realidad de manera significativa y además, que poder obtener una conclusión final es muy útil porque se puede obtener el interés y llamar la atención de los “policy makers”. Por el contrario, los no partidarios de la agregación creen que sería más apropiado trabajar con un conjunto de indicadores, puesto que el proceso de asignación de los pesos para la combinación de las variables puede ser muy arbitrario.

En Saisana y Tarantola (2002), Nardo et al. (2005), OCDE (2008) se resumen los pros y los contras respecto a la construcción de indicadores sintéticos. Entre los pros se puede destacar que dicho indicador puede resumir cuestiones complejas o multidisciplinares; puede ser más fácil de interpretar que muchos indicadores separados, lo que facilita la comparación entre países o de problemas complejos; pueden ayudar a atraer el interés del público a partir de un resumen con el que poder comparar el rendimiento de los países y su evolución a lo largo del tiempo; pueden ayudar a reducir el tamaño de la lista de indicadores o incluir más información si existiese un límite de esta. Entre los contras destacar que los indicadores sintéticos pueden dar lugar a conclusiones engañosas; no ser robustos si están mal contruidos o mal interpretados; puede dar lugar a conclusiones simplistas, por lo que se deberían utilizar en combinación con otros subindicadores; la construcción de indicadores implica una serie de etapas en las que se deben tomar decisiones que deben estar basadas en sólidos principios estadísticos; así la selección de indicadores simples, la elección del modelo, el peso o la ponderación de cada uno de ellos, cómo tratar los valores perdidos,... podría ser asunto importante a considerar en la construcción del indicador. Por último, debemos mencionar que en muchas ocasiones se debe aumentar la cantidad de datos a utilizar, puesto que se necesita construir subindicadores y que los análisis sean estadísticamente significativos.

En cualquier caso, si decidimos crear un indicador sintético, debemos tener en cuenta una serie de pasos que eviten la tergiversación y manipulación de los datos:

Definir un marco teórico que permita combinar los indicadores individuales de forma adecuada; seleccionar los datos y los indicadores simples que sean relevantes para el estudio que se va a llevar a cabo; imputar los datos perdidos; realizar un análisis multivariante exploratorio con el fin de estudiar la estructura general de los indicadores, evaluar la idoneidad de los datos y explicar diferentes opciones metodológicas; normalizar los indicadores que permitan la comparación entre ellos; ponderar y agregar los indicadores teniendo en cuenta el marco teórico que se ha definido; analizar la robustez y sensibilidad del indicador; enlazar con otras variables, relacionando el indicador compuesto con otros indicadores publicados; y por último, presentar y visualizar el indicador compuesto de diferentes maneras, lo cual puede influir en su interpretación.

Cuando se quiere construir un indicador sintético, algunas de las tareas más difíciles son agregar los subindicadores y asignar los pesos para cada uno de los indicadores simples que los componen. La elección del método dependerá del objetivo del indicador, las características de los subindicadores y el coste que esté dispuesto a asumir el investigador. A continuación vamos a estudiar algunos métodos que han sido utilizados o analizados en la literatura (Saisana y Tarantola, 2002):

1. *Métodos clásicos de agregación*

En este caso vamos a describir brevemente seis métodos para construir un indicador sintético.

- Método 1. Basado en mediciones ordinales. Se obtiene el ranking para cada indicador simple y se suman las clasificaciones para cada individuo. Resulta sencillo y no está condicionado por los valores atípicos, pero supone una pérdida de información.
- Método 2. Uso de datos nominales para cada indicador. Únicamente mide la diferencia entre el número de indicadores que está por encima o por debajo de un intervalo definido alrededor de la media. Como es sencillo y no condicionado por los valores atípicos, pero se pierde información, ya que sólo se considera el signo y no el valor del indicador.
- Método 3. Promedio de los ratios (o porcentajes) utilizando la información de la media de cada indicador, por lo tanto, se podrán construir varios indicadores. Se puede utilizar para estudiar los cambios del indicador a lo largo del tiempo. Sin embargo, es poco robusto si existen outliers.
- Método 4. Se utilizan las tasas de variación en lugar de los valores de los indicadores simples.
- Método 5. Está basado en las puntuaciones estandarizadas (tipificadas) de cada indicador. Es más robusto que el método 3 cuando existen valores atípicos.
- Método 6. Similar al método anterior, con la única diferencia que utiliza el re-escalado de los indicadores simples, de forma que todos los indicadores tienen el mismo rango. Si bien, es más robusto en el caso de que existan atípicos, el problema que puede presentar es que los indicadores tendrán muy poca variación, por lo que la ponderación es más parecida para cada individuo, no teniéndose tan presente la variación en el indicador.

Se aconseja utilizar estos métodos de agregación si todos los subindicadores están incorrelados o por el contrario, altamente correlacionados. Sin embargo, si solo existe correlación alta entre alguno de ellos, se recomienda el uso de otros métodos.

2. Análisis de regresión lineal múltiple

Este modelo se puede utilizar para indicar la relación lineal, mediante el coeficiente de correlación, entre un gran número de indicadores input y un solo indicador output.

En algunos trabajos, como Porter y Stern S. (1999); Currie et al. (1997) determinan la influencia entre las variables, y si es alta, utilizan los coeficientes de regresión como los pesos asociados a cada subindicador.

3. Análisis de componentes principales (ACP) y Análisis Factorial (AF)

Muchos son los trabajos que podemos encontrar, donde se ha utilizado este tipo de análisis para construir indicadores sintéticos. Podemos citar entre otros los trabajos de Boelhouwer y Stoop (1999), Vyas y Kumaranayake (2006) y Antony y Rao (2007) que utilizaron de ACP para combinar en un único índice varios índices socioeconómicos. Lai, D. (2003) propone la obtención de indicadores de desarrollo humano en China a partir del uso de esta técnica.

4. Frontera eficiente

Algunos autores utilizan el Data Envelopment Analysis (DEA) para obtener las ponderaciones en la construcción de un indicador sintético. Martínez et al. (2005), ponen de manifiesto que la función objetivo representa el indicador sintético para cada individuo considerado en el estudio. Los inputs pasan en este caso serán los indicadores negativos y los outputs serán los indicadores positivos. Sin embargo, Saisana y Tarantola (2002) consideran este enfoque pobre porque son los datos introducidos en el modelos los que pueden decidir las ponderaciones de los indicadores simples. Entre los trabajos que utilizan el DEA para determinar las ponderaciones de un índice sintético podemos mencionar Hashimoto e Ishikawa (1993); Hashimoto y Kodama (1997) que utilizan esta técnica para obtener un índice de bienestar social y calidad de vida en Japón; Mahlberg, B. Y Obersteiner, M. (2001) y Vierstraete, V. (2012) utilizan el DEA para proponer una nueva manera de calcular el Índice de Desarrollo Humano (IDH); Martínez et al. (2005) construyen indicadores sintéticos que permiten la comparación entre las provincias españolas utilizando DEA.

5. Juicio experto

Este es un método participativo, puesto que son expertos en el campo de estudio, los que asignan los pesos de los indicadores simples. Para garantizar que las ponderaciones se asignen correctamente se deben seleccionar adecuadamente a los expertos (intentando cubrir un amplio espectro de conocimientos y experiencias); no asignarles un número demasiado elevado de indicadores para evaluar; y realizar iteraciones hasta que se produzca cierta convergencia en la asignación de los pesos a cada indicador. Así, por ejemplo, en Coll-Serrano et al. (2012) se describe el uso de la técnica Delphi para evaluar el catálogo de indicadores considerados en la estrategia de Cultura y Desarrollo de la Cooperación española.

3. Algunos métodos para la construcción de indicadores en métodos participativo

De acuerdo con Domínguez Serrano, et al. (2011), los métodos participativos utilizan procedimientos que permiten obtener medidas sintéticas, definidas como sumas ponderadas, a partir de las valoraciones subjetivas efectuadas por un conjunto de individuos de referencia, sobre los distintos aspectos que se desean evaluar en el sistema de partida. La posibilidad de flexibilizar conceptos como satisfacción o valores del individuo, hace que la participación de expertos facilite 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 (Tsaur et al., 2006; Ugwu et al., 2006) y el método de opinión pública (Domínguez Serrano, et al., 2011). 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 obtener las puntuaciones, los pasos suelen ser los siguientes:

- a) Cada individuo cuenta con 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. La puntuación debe realizarse por cada uno de forma independiente, intentando que no se produzcan influencias en los resultados obtenidos (Domínguez Serrano et al. 2011).
- b) 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.

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_i viene dado por:

$$w_i = \frac{q_i}{\sum_{j=1}^n q_j}, \quad i=1, \dots, n.$$

donde w_i es el peso final asignado al indicador I_i y q_i la puntuación media otorgada a I_i .

Una vez determinados los pesos w_i , 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,

$$IS = \sum_{i=1}^n w_i I_i.$$

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 (Tsauro et al., 2006).

Como cabía esperar, aunque la obtención de pesos mediante métodos participativos puede suponer ventajas conceptuales, también presenta varios inconvenientes:

- a) El principal problema está en 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.
- b) 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 (Domínguez Serrano et al. 2011).

Sin embargo, podemos decir que, a pesar de estos inconvenientes, los métodos participativos constituyen uno de los procedimientos más utilizados actualmente para obtener las ponderaciones que definen un indicador sintético. De hecho, a pesar de que en este trabajo no los trataremos, creemos interesante destacar que entre los indicadores cuyos pesos se han asignado basándose en las opiniones subjetivas, tienen especial interés los que se obtienen a partir de la Lógica Fuzzy (Cornelissen et al., 2001), dado el interés creciente del estudio de las artes en esta área de conocimiento (Seising y Sanz González, 2012; León y Liern, 2013).

4. Construcción de indicadores en métodos participativo para analizar la excelencia académicas

Uno de los objetivos del Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica (SEA) de la Universidad Industrial de Santander (UIS) Colombia, es la mejora de la Excelencia Académica de sus estudiantes. Para ello plantean una propuesta integral de actuación, a través de programas desarrollados por distintas unidades académicas, que permite desarrollar estrategias de carácter multidimensional. Las dimensiones analizadas por el SEA son cinco: Económica, Social, Académica, Cognitiva y de Salud y, generalmente, han sido caracterizadas por más de una variable a la que se le asigna un peso o ponderación que representa la importancia relativa dentro de la dimensión.

Una vez definidas las ponderaciones de cada variable dentro de la dimensión y conociendo el valor que obtiene para cada individuo, tendremos la puntuación del estudiante en todas las dimensiones, de manera que si este obtiene una puntuación baja en una dimensión, se considera que está en una situación de riesgo alto. De esta forma, se identifica a aquellos estudiantes que presentan algún tipo de vulnerabilidad. Pero además, como veremos en la sección siguiente, estas puntuaciones nos permitirán determinar el grado de excelencia académica de la institución.

A continuación vamos a analizar cada una de las dimensiones, detallando las variables, las ponderaciones y las puntuaciones asignadas a cada uno de los valores de cada variable.

Para la *dimensión económica*, a través de la división financiera y de formularios realizados por el área de Bienestar Universitario, se analizan las siguientes variables: los ingresos de la dependencia económica

(IDE), número de hermanos (NH), posición entre hermanos³ (PEH) y pago de alquiler durante el curso (PAL). A partir de ellas, se construye el indicador I_E como una combinación lineal de las variables:

$$I_E = \alpha_1^1 \text{IDE} + \alpha_2^1 \text{NH} + \alpha_3^1 \text{PEH} + \alpha_4^1 \text{PAL} \tag{1}$$

donde cada una de las variables puede tomar valores comprendidos entre 0 y 1, los pesos son no negativos y su suma es 1.

En la práctica, el SEA ha evaluado cada variable con una cantidad discreta de valores en [0,1] (véase Tabla 1) y los pesos que han asignado son los siguientes:

$$\alpha_1^1 = 0.5, \alpha_2^1 = 0.3, \alpha_3^1 = 0.2, \alpha_4^1 = 0.$$

Nosotros trabajaremos con estos valores para poder comparar con las conclusiones a las que han llegado desde la UIS, pero es evidente que las asignaciones podrían ser otras.

Tabla 1. Valoraciones de las variables de la dimensión económica.

IDE	Valor	PEH	Valor	NH	Valor	PA	Valor
1 SMMLV	0.1	Posterior quinto	0.1	>3 hermanos	0.1	Sí	0.1
2 SMMLV	0.2	Quinto	0.2	3 hermanos	0.3	No	1
3 SMMLV	0.4	Cuarto	0.4	2 hermanos	0.5		
4 SMMLV	0.6	Tercero	0.6	1 hermano	1		
5 SMMLV	0.8	Segundo	0.8				
>5 SMMLV	1	Primero	1				

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica, SEA.

Un valor de I_E próximo al 0 indica que el estudiante analizado está en situación de vulnerabilidad en la dimensión económica, mientras que cuanto mayor sea el valor de I_E más se reduce esta vulnerabilidad.

La *dimensión social*, I_{SO} , vendrá determinada por la disfunción familiar (DFA), a través del “Apgar familiar”⁴, obtenido por el área de Bienestar Universitario.

$$I_{SO} = \text{DFA} \tag{2}$$

En este caso, de nuevo por razones prácticas, el indicador I_S puede tomar cuatro valores {0.1, 0.5, 0.7, 1} dependiendo de la situación del Apgar familiar, tal y como se muestra en la Tabla 2.

Tabla 2. Valoraciones de las variables de la dimensión social.

DFA	Valor
0 y 9 (Situación severa)	0.1
10 y 13 (Situación moderada)	0.5
14 y 17 (Situación leve)	0.7
18 y 20 (Situación buena)	1

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

La *dimensión académica*, I_A , vendrá medida por competencias matemáticas. Así, para caracterizar el pensamiento matemático se tendrán en cuenta tres ítems: Prueba diagnóstica de Matemáticas UIS⁵

³ La posición entre hermanos es el orden de nacimiento respecto a sus hermanos.

⁴ El concepto APGAR fue diseñado por Smilkstein en 1978 y proviene de las palabras en inglés, adaptability (adaptabilidad), partnertship (cooperación), growth (desarrollo), affection (afectividad) y resolve (capacidad resolutoria).

⁵ En la prueba diagnóstica de matemáticas-UIS, se pretende medir, mediante resultados de aprendizaje, en qué grado los estudiantes alcanzan las competencias siguientes: 1. Uso de las técnicas de aproximación en procesos infinitos numéricos; 2. Interpretación de la noción de derivada como razón de cambio y como valor de la pendiente de la tangente a una curva y el desarrollo de métodos para hallar las derivadas de algunas funciones básicas en contextos matemáticos y no matemáticos; 3. Análisis de las relaciones y propiedades entre las expresiones algebraicas y las

(PDM), Aptitud numérica de EFAI-4⁶ (ANU) y Prueba de Saber 11-Matemáticas⁷ (PSO). Entonces, definimos el indicador de la forma siguiente:

$$I_A = \alpha_1^3 \text{PDM} + \alpha_2^3 \text{ANU} + \alpha_3^3 \text{PSO}, \quad (3)$$

donde cada variable toma valores entre 1 y 3 (en la Tabla 3 se muestra el conjunto discreto de valores que ha asignado el SEA) y los pesos que se han utilizado son los siguientes:

$$\alpha_1^3 = 0.5, \quad \alpha_2^3 = 0.25, \quad \alpha_3^3 = 0.25.$$

Tabla 3. Valoraciones de las variables de la dimensión académica.

PDM, ANU	Valor	PSO	Valor
Muy Bajo	1	Nivel Bajo [0, 30]	1
Bajo	1.3	Nivel Medio (30, 70]	2
Medio Bajo	1.6	Nivel Alto (70, 100]	3
Medio	2		
Medio Alto	2.3		
Alto	2.6		
Muy Alto	3		

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

Una vez conocida la valoración del indicador académico, I_A , se determina el nivel de desempeño matemático de cada alumno mediante una escala lingüística {Muy Bajo, Bajo, Medio Bajo, Medio, Medio Alto, Alto, Muy Alto} tal y como se expresa en la Tabla 4.

Tabla 4. Caracterización de la dimensión académica.

Nivel de Desempeño Matemático							
Puntuación	[1 –1.2]	[1.3 –1.5]	[1.6 –1.8]	[1.9 –2.1]	[2.2 –2.4]	[2.5 –2.7]	[2.7 –3]
	Muy Bajo	Bajo	Medio Bajo	Medio	Medio Alto	Alto	Muy Alto

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

La *dimensión cognitiva*, I_C , se estima mediante el valor de la Inteligencia General (IG) obtenido de los informes realizados por la psicopedagoga de la UIS. Para determinar la puntuación, se utilizan cinco ítems: Razonamiento verbal (RV); razonamiento numérico (RN); razonamiento abstracto (RAB), memoria (MEM) y actitud espacial (AES). De forma que,

$$I_C = \alpha_1^4 \text{RV} + \alpha_2^4 \text{RN} + \alpha_3^4 \text{RAB} + \alpha_4^4 \text{MEM} + \alpha_5^4 \text{AES}, \quad (4)$$

a los que además, en la práctica, se le asignan los mismos pesos, es decir 0.2.

Como se muestra en la Tabla 5, los valores de las variables que participan en la dimensión cognitiva son una cantidad discreta {0.1, 0.5, 1}, de forma que cuanto más próximo esté a 0, mayor es el riesgo del alumno, y por tanto, mayor la necesidad de actuación.

Tabla 5. Valoraciones de las variables de la dimensión cognitiva.

RV, RN, RAB, MEM y AES	Valor
40 y 80 (riesgo alto)	0.1
81 y 90 (riesgo medio)	0.5
91 y 160 (riesgo bajo)	1

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

gráficas de funciones polinómicas y racionales y de sus derivadas; 4. Modelización de situaciones de variación periódica con funciones trigonométricas e interpretación y uso de sus derivadas.

⁶ La prueba EFAI-4 supone la Evaluación Factorial de las Aptitudes Intelectuales para personas de 16 años o más y adultos. En este caso, solo se tendrán en cuenta las puntuaciones obtenidas en la prueba numérica.

⁷ La prueba de Saber 11 es el examen que realiza el Estado Colombiano para el Ingreso a la Educación Superior. Para este trabajo sólo se tienen en cuenta las puntuaciones que han obtenido los estudiantes en la prueba de Matemáticas.

La *dimensión de salud*, I_{SA} , está construida en base a ocho ítems, obtenidos del test de salud mental que lleva a cabo el área de Bienestar Universitario. Las variables medidas son: Ansiedad (ANS); Depresión (DEP); Ajuste emocional (AEM); Dependencia alcohólica (DAL); consumo de sustancia psicoactivas(CSA); Enfermedades crónicas (ECR); Discapacidad (DIS); “Pregunta 23”⁸ (P23). De nuevo el indicador se construye como una combinación lineal de las variables:

$$I_{SA} = \alpha_1^5 ANS + \alpha_2^5 DEP + \alpha_3^5 AEM + \alpha_4^5 DAL + \alpha_5^5 CSA + \alpha_6^5 ECR + \alpha_7^5 DIS + \alpha_8^5 P23. \quad (5)$$

Los valores asignados a cada variable aparecen en la Tabla 6 y los pesos que ha fijado el SEA a cada una de ellas son los siguientes:

$$\alpha_1^5 = 0.25, \alpha_2^5 = 0.2, \alpha_3^5 = 0.2, \alpha_4^5 = 0.2, \alpha_5^5 = 0.15, \alpha_6^5 = \alpha_7^5 = \alpha_8^5 = 0.$$

Desde luego, llama la atención que las tres últimas variables tengan una ponderación de 0, puesto que indica que no modifican el nivel de riesgo. Sin embargo, en la práctica se utilizan como una información adicional que puede servir para agrupar a los individuos con las mismas características y establecer actuaciones homogéneas.

Tabla 6. Valoraciones de las variables de la dimensión salud.

ANS, DEP, AEM	Valor	DAL, CSA, P23	Valor	ECR	Valor	DIS	Valor
56 y 80 (problemas graves)	0.1	Sí	0.1	Depre. bipolar	0.1	Neurológica	0.1
48 y 55 (problemas)	0.5	No	1	Esquizofrenia	0	Músculo/Esquelética	0.1
0 y 47	1			Ansiedad generalizada	0	Visual	0.2
				Estrés crónico	0	Auditiva	0.3
				Hepatitis B crónica	0	Olfato	0
				Osteomielitis	0	Gusto	0
				Meningitis	0	Tacto y presión	0
						Cognitiva	0
						Mental	0

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

Una vez se han caracterizado a los estudiantes, y se ha determinado el nivel de riesgo en cada dimensión, se puede estimar el riesgo de vulnerabilidad en cada dimensión y, cuando éste es alto (puntuaciones próximas al cero) aconsejar a los estudiantes su participación en una serie de programas de acompañamiento. A medida que las puntuaciones se aproximan al uno, el riesgo de vulnerabilidad va disminuyendo hasta conseguir ser Muy Bajo. Ahora bien, si un estudiante con poco nivel de riesgo solicita ayuda para mantener o mejorar su rendimiento, la institución puede incluirlo en los programas que lleva a cabo para tal efecto.

5. Determinando el grado integral de excelencia académica estudiantil

Cuando en la sección anterior se determinaban las *dimensiones*, lo que se estaba construyendo (en el contexto de este trabajo) eran cinco indicadores parciales. Ahora, nuestro objetivo es construir a partir de ellos un indicador sintético. Como veíamos en la Sección 2 de este trabajo, existe multitud de formas de agregar los indicadores; pero como nuestra intención es poder medir el grado de parecido entre cada estudiante y los objetivos prefijados, nos resultará muy útil poder establecer algunas definiciones previas en este sentido.

⁸ La “Pregunta 23” hace referencia a la tendencia de suicidio.

Definición 1: Dados dos puntos $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, $B = (b_1, b_2, \dots, b_n) \in \mathbb{R}^n$, la distancia de Manhattan o City Block⁹ normalizada entre A y B se calcula como

$$d_M(A, B) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |a_i - b_i|. \quad (1)$$

Cuando las componentes de los puntos están dadas por intervalos,

$$\tilde{A} = ([a_1^1, a_1^2], [a_2^1, a_2^2], \dots, [a_n^1, a_n^2]), \quad \tilde{B} = ([b_1^1, b_1^2], [b_2^1, b_2^2], \dots, [b_n^1, b_n^2]) \in [0, 1]^n,$$

la distancia entre ellos se puede medir como:

$$d_F(\tilde{A}, \tilde{B}) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (|a_i^1 - b_i^1| + |a_i^2 - b_i^2|). \quad (2)$$

Si no se concede la misma importancia a todas las coordenadas de A, B (o de \tilde{A}, \tilde{B}), las distancias dadas en (1) y (2) se suelen expresar mediante ponderaciones. En este trabajo utilizaremos la expresión siguiente:

$$d(A, B) = \sum_{i=1}^n w_i |a_i - b_i|, \quad \text{con } \sum_{i=1}^n w_i = 1, \quad w_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n. \quad (3)$$

Estas distancias, además de ser muy intuitivas y tener muchas aplicaciones al mundo real (Gil-Aluja, 1996), nos permite definir una medida de similitud entre A y B como sigue (véase Zeng y Guo, 2008):

$$s_i = \text{Sim}_d(A, B) = 1 - d(A, B). \quad (3)$$

Para valorar cada estudiante en los cinco indicadores anteriores, los ordenamos en 5-tuplas, $(I_E, I_{SO}, I_A, I_C, I_{SA})$. Con esta estructura, valoramos a N estudiantes de la forma siguiente:

$$E_i = (e_1^i, e_2^i, e_3^i, e_4^i, e_5^i), \quad e_j^i \in [0, 1], \quad 1 \leq j \leq 5, \quad 1 \leq i \leq N.$$

Por otro lado, fijamos las valoraciones ideales que se recogen en un estudiante ideal,

$$I^* = (I_1^*, I_2^*, I_3^*, I_4^*, I_5^*), \quad I_j^* \in [0, 1], \quad 1 \leq j \leq 5.$$

Para construir un vector de pesos $W = (w_1, w_2, w_3, w_4, w_5)$, tenemos en cuenta la variabilidad de cada indicador. Llamamos $V = \text{var}(I_E) + \text{var}(I_{SO}) + \text{var}(I_A) + \text{var}(I_C) + \text{var}(I_{SA})$, y definimos los pesos siguientes:

$$w_1 = \frac{\text{var}(I_E)}{V}, \quad w_2 = \frac{\text{var}(I_{SO})}{V}, \quad w_3 = \frac{\text{var}(I_A)}{V}, \quad w_4 = \frac{\text{var}(I_C)}{V}, \quad w_5 = \frac{\text{var}(I_{SA})}{V}, \quad (4)$$

que por propia construcción verifican

$$\sum_{j=1}^5 w_j = 1, \quad w_j \geq 0, \quad 1 \leq j \leq 5.$$

Teniendo en cuenta la Definición 1, calculamos la distancia de cada E_i al estudiante ideal I^* ,

$$d_i := d(E_i, I^*) = \sum_{j=1}^5 w_j |e_j^i - I_j^*|, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (6)$$

A partir de cada valor d_i , de acuerdo con la expresión (3), podemos obtener la similitud entre el estudiante E_i y el ideal de la forma siguiente:

$$s_i := 1 - d(E_i, I^*) = 1 - \sum_{j=1}^5 w_j |e_j^i - I_j^*|, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (7)$$

Supongamos que un grupo de expertos es capaz de determinar dos valores S_0 y S_1 tales que:

⁹ Esta distancia, sin dividir entre $1/n$, se conoce también como distancia "taxicab", distancia de Hamming o distancia L1, dependiendo del contexto en el que se utilice (Canós, Liern 2008; Canós *et al.* 2014).

- Cuando $s_i \geq S_0$ consideramos que el estudiante está en una situación “excelente” para abordar sus estudios con éxito.
- Cuando $s_i \leq S_1$ consideramos que el estudiante está en situación de gran riesgo de fracasar en sus estudios.

Podemos conocer cuántos estudiantes tienen una similitud que está por encima o por debajo de los umbrales S_0 y S_1 , es decir,

$$n_1 = \text{card}\{s_i \in S : s_i \geq S_0\}, \quad n_2 = \text{card}\{s_i \in S : s_i \leq S_1\}, \quad (8)$$

y a partir de los valores n_1 y n_2 podemos establecer una estimación del nivel de excelencia global de la forma siguiente:

Definición 2: Con la notación anterior, llamamos grado integral de excelencia académica estudiantil, ILSAE¹⁰ a

$$\text{ILSAE}(n_1, n_2) = \frac{100}{N} \sqrt{(N-n_2) n_1}. \quad (9)$$

Por propia construcción, el valor de ILSAE informa del porcentaje de excelencia global alcanzado por el grupo de personas que estamos analizando. De hecho, este indicador posee algunas propiedades que van a resultar útiles para nuestro objetivo.

Proposición: Dados N individuos, consideramos n_1 y n_2 como en la expresión (8). Entonces, se verifica lo siguiente:

- El valor de $\text{ILSAE}(n_1, n_2)$ está entre $100 n_1/N$ y 100 .
- Si $n_1=N$, entonces $\text{ILSAE}(n_1, n_2) = 100$.
- Si $n_2=N$, entonces $\text{ILSAE}(n_1, n_2) = 0$.

Demostración:

a) Para comprobarlo basta con descomponer N como $N=n_1+n_2+n_3$, donde n_1 y n_2 son como en (8). Entonces, se verifica

$$\text{ILSAE}(n_1, n_2) = \frac{100}{N} \sqrt{(n_3 + n_1) n_1} = \frac{100}{N} \sqrt{n_3 n_1 + n_1^2} \geq \frac{100}{N} n_1.$$

Además, obviamente

$$(N-n_2) n_1 \leq N^2.$$

b) Cuando $n_1=N$ (todos los alumnos se consideran excelentes), el grado de excelencia es del 100 %,

$$\text{ILSAE}(0, N) = \frac{100}{N} \sqrt{(N-0) N} = 100.$$

c) Cuando $n_2=N$ (todos los alumnos se consideran en grave riesgo), el grado de excelencia es nulo,

$$\text{ILSAE}(N, 0) = \frac{100}{N} \sqrt{(N-N) 0} = 0. \quad \square$$

Teniendo en cuenta la expresión (9), cuando aumenta el valor de n_1 y permanecen constantes N y n_2 , el valor de ILSAE aumenta. Sin embargo, si aumenta el valor de n_2 y el resto se mantienen constantes, ILSAE disminuye.

¹⁰ El nombre ILSAE proviene de las siglas en inglés Integral Level of Student’s Academic Excellence.

Con el fin de facilitar la implementación del proceso, expresamos de forma algorítmica los pasos para obtener el grado de excelencia académica:

Inputs: Conocemos $E_i, 1 \leq i \leq N$, I , W , S_0 y S_1 .

Paso 1: Calculamos la distancia entre cada E_i y el ideal I^* , $D = \{d_i\}_{i=1}^N$.

Paso 2: Calculamos la similitud entre cada E_i y el ideal I^* , $S = \{s_i\}_{i=1}^N$.

Paso 3: Determinamos

$$n_1 = \text{card}\{s_i \in S : s_i \geq S_0\}$$

$$n_2 = \text{card}\{s_i \in S : s_i \leq S_1\}$$

Paso 4: Calculamos el valor del indicador

$$\text{ILSAE}(n_1, n_2) = \frac{100}{N} \sqrt{(N - n_2) n_1}$$

Output: Obtenemos el grado integral de excelencia académica estudiantil, ILSAE.

Creemos interesante hacer una reflexión acerca de la aplicabilidad de los resultados obtenidos. Con este fin, hemos separado el análisis realizado en dos fases (ver Tabla 7):

- Fase I: Tomando como inputs los valores de las variables de las cinco dimensiones analizadas, se construyen parciales y se mide la similitud entre cada uno de los estudiantes y un alumno ideal fijado por la institución.
- Fase II: A partir de la similitud de cada alumno con el ideal podemos conocer el grado global de excelencia.

Tabla 7. Esquema general de la propuesta de uso de indicadores para el análisis integral de la excelencia estudiantil.

FASE I: Medida de similitud			
ITEMS/VARIABLES	INDICADORES	APLICACIÓN	
Ingresos dependencia económica (IDE) Número de hermanos (NH) Posición entre hermanos (PEH) Pago de alquiler durante el curso (PAL)	I_E	Valoración de los alumnos en cada indicador: E_i	<i>Distancia de cada alumno al objetivo $d(E_i, I^*)$</i>
Disfunción familiar (DFA)	I_{SO}		
Prueba diagnóstica de Matemáticas (PDM) Aptitud numérica de EFAI-4 (ANU) Prueba de Saber 11-Matemáticas (PSO)	I_A		
Razonamiento verbal (RV) Razonamiento numérico (RN) Razonamiento abstracto (RAB) Memoria (MEM) Actitud espacial (AES)	I_C	Determinación de alumno ideal I^*	<i>Similitud de cada alumno con el objetivo $s_i = 1 - d(E_i, I^*)$</i>
Ansiedad (ANS) Depresión (DEP) Ajuste emocional (AEM) Dependencia alcohólica (DAL) Consumo de sustancias psicoactivas (CSA) Enfermedades crónicas (ECR) Discapacidad (DIS) "Pregunta 23" (P23)	I_{SA}		

FASE II: Grado integral de excelencia académica

PARÁMETROS	INDICADOR	APLICACIÓN
Determinamos S_0 y S_1 .		
$n_1 = \text{card}\{s_i \in S : s_i \geq S_0\}$	$\text{ILSAE}(n_1, n_2) = \frac{100}{N} \sqrt{(N-n_2) n_1}$	<i>Grado integral de excelencia académica estudiantil</i>
$n_2 = \text{card}\{s_i \in S : s_i \leq S_1\}$		

Fuente: Elaboración propia.

Desde un punto de vista práctico, de acuerdo con el esquema general expresado en la Tabla 7, la Fase I del proceso nos proporciona información personalizada de cada estudiante, y ésta puede utilizarse para proponer la participación en programas de ayuda y refuerzo (Parada et al., 2015). Utilizando los outputs de la Fase I, en la Fase II, llegamos a una valoración global.

En nuestro análisis hemos supuesto que nuestro interés es conocer la ILSAE de toda la Universidad, pero obviamente esta condición no es inherente al propio indicador. Por supuesto podría calcularse el ILSAE por titulaciones, por cuatrimestres, por edades, o con cualquier otro criterio.

6. Aplicación a una muestra de alumnos

En esta primera etapa hemos aplicado el método propuesto a una muestra de 699 alumnos de distintas titulaciones que se imparten en el Campus de Bucaramanga. En la Tabla 8 se muestra parte de las valoraciones de las cinco dimensiones mencionadas en la sección anterior. Estos datos, de los que mostramos un resumen estadístico en la Tabla 9, se han obtenido en el primer cuatrimestre del año 2015.

Tabla 8. Datos de parte de 699 alumnos evaluados en todas las dimensiones (primer cuatrimestre de 2015).

Alumno	D. Económica	D. Social	D. Salud	D. Académica*	D. Cognitiva
1	0.17	1	0.86	0.44	0.13
2	0.17	1	0.86	0.40	0.50
3	0.25	1	0.86	0.40	0.31
4	0.50	1	0.68	0.49	0.63
5	0.1	0.50	0.86	0.56	0.63
6	0.09	0.70	0.68	0.70	0.50
7	0.43	0.70	0.86	0.28	0.31
8	0.17	0.50	0.86	0.38	0.50
9	0.06	1	1	0.53	0.50
10	0.26	0.70	0.86	0.40	0.50
...
698	0.13	1	0.86	0.56	0.63
699	0.13	0.10	0.68	0.33	0.50

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

*En la dimensión académica, las puntuaciones del SEA están en [1, 3]. Para que todas las dimensiones estén valoradas en [0, 1], en la columna 5 hemos calculado $0.5(x_i - 1)$, donde x_i son las cifras originales proporcionadas por el SEA.

Tabla 8. Datos estadísticos de 699 alumnos evaluados en todas las dimensiones (primer cuatrimestre de 2015).

	D. Económica	D. Social	D. Salud	D. Académica*	D. Cognitiva
Mínimo	0.0100	0.1000	0.3600	0.4167	0
Máximo	0.5000	1	1	0.9333	1
Rango	0.4900	0.9000	0.6400	0.5200	1.0000
Varianza	0.0186	0.0555	0.0076	0.0087	0.0212
Percentil 80	0.3400	1	0.8600	0.7083	0.5000

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

En la Figura 1 representamos el grado de similitud de cada uno de los alumnos (participantes en el estudio) con el perfil ideal. En el rectángulo sombreado se sitúan los estudiantes que ocupan posiciones intermedias, es decir que por debajo del rectángulo están los alumnos que presentan situación de riesgo y por encima los que están en mejor situación.

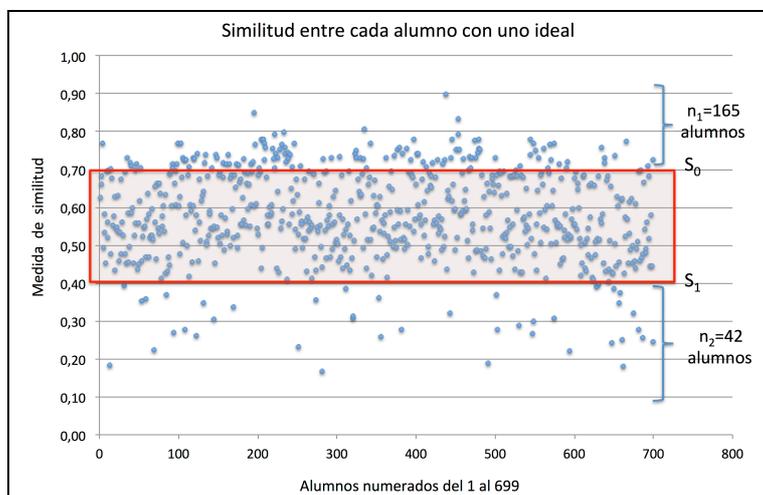


Figura 1. Similitud de 699 alumnos con respecto a un candidato ideal. Los datos corresponden al primer cuatrimestre de 2015. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

Para calcular los valores n_1 y n_2 , necesitamos fijar dos grados de similitud S_0 y S_1 que marcan los umbrales. En nuestro estudio los hemos establecido de dos formas diferentes:

- a) *Umbrales basados en medidas de similitud con el ideal.* Por debajo de 0.4, los alumnos se considera con un riesgo alto de no poder acabar los estudios adecuadamente, y por encima de 0.7 se considera que el riesgo es bajo. Los valores obtenidos son:

$$n_1 = \text{card}\{s_i \in S : s_i \geq 0.7\} = 165 \quad n_2 = \text{card}\{s_i \in S : s_i \leq 0.4\} = 42$$

- b) *Percentiles en los valores de similitud.* Hemos considerado que los alumnos que sólo alcanzan hasta un 25% del ideal están en riesgo severo, y los que superan el 70% no corren riesgos en sus estudios.

Cuando analizamos los resultados con ambas posibilidades, comprobamos que las diferencias en el ILSAE obtenido con cada una de ellas se producían solo en las cifras decimales, por lo tanto no hemos creído necesario describir aquí ambas opciones. Los datos que utilizamos son los que aparecen en la Tabla 9.

Tabla 10. Valores de n_1 , n_2 y n_3 para calcular el indicador ILSEA (699 estudiantes del primer cuatrimestre de 2015).

	Número de alumnos	Porcentaje
Sin riesgo	$n_1 = 165$	24%
Riesgo medio	$n_2 = 42$	6%
Alto riesgo	$n_3 = 492$	70%
TOTAL	$N=699$	100%

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del SEA.

Teniendo en cuenta los valores de n_1 y n_2 , llegamos a que el valor del indicador es

$$\text{ILSAE}(165, 32) = \frac{100}{700} \sqrt{(700 - 32) 165} = 47.42771084$$

Por la forma en que se ha construido el indicador, la interpretación que podemos hacer del valor 47.4277 es que, con la muestra analizada, la UIS tiene un grado de excelencia global próximo al 50%. Sin entrar en valoraciones del resultado, porque la muestra se ha seleccionado sin seguir un protocolo adecuado, lo cierto es que este dato permite conocer a la institución su situación y, con ello tomar medidas.

NOTA: Como dijimos en la sección anterior, podría calcularse el ILSAE distinguiendo por titulaciones, por cuatrimestres, por edades, o con cualquier otro criterio.

8. Conclusiones

El estudio que presentamos constituye la fase metodológica de un proyecto ambicioso en el que profesores de dos instituciones educativas: la Universidad Industrial de Santander (Colombia) y la Universitat de València, pretenden definir, medir e incrementar el nivel de excelencia académica. Para ello, a partir de indicadores parciales obtenidos del análisis de cinco dimensiones (económica, social, académica, cognitiva y de salud) proponemos un indicador global que proporciona una medida del grado de excelencia.

Nuestro trabajo no surgió solo como una inquietud intelectual, sino que intenta dar respuesta a una cuestión planteada por la UIS, cuando en el año 2013 crea el Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica de los Estudiantes de la UIS – SEA. Los programas y estrategias desarrolladas por diferentes unidades académicas (lideradas por la Vicerrectoría Académica) para que el estudiante consiga el mejor resultado de sus esfuerzos, debía poderse medir, de manera que la institución conociese los logros de su estrategia.

Para la construcción de indicadores nos hemos basado en la distancias y conocimiento experto que, dentro del marco de la lógica fuzzy, nos han permitido medir la similitud (un valor entre 0 y 1) entre cada estudiante y un alumno ideal. Cuando el número de los estudiantes que tienen gran parecido con el ideal es elevado, la universidad tendrá un grado de excelencia alto, si por el contrario no sucede así, el grado de excelencia será bajo.

La posibilidad de conocer en qué situación se encuentra la universidad en conjunto o poder establecer actuaciones en las distintas titulaciones, por ejemplo, hace prever que el uso de indicadores puede resultar de gran interés para los órganos de gestión universitaria.

Agradecimientos

Los autores de este trabajo quieren agradecer al Dr. Vicente Liern Carrión, al equipo de profesores y profesionales que integran el Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica de los Estudiantes de la UIS, y especialmente a la Vicerrectora Académica, Dra. Janeth Aidé Perea Villamil, su colaboración para elaborar este trabajo. Así mismo, quieren expresar su gratitud con los evaluadores anónimos, cuyos comentarios han contribuido a mejorar el documento original.

Referencias bibliográficas

1. Acuerdo 15/ 2000: http://ead.uis.edu.co/acreditacion/documentos_gest/Acuerdo%20015%20de%202000%20C.S%20Proyecto%20Institucional.pdf.
2. Antony, G. M., Rao, K. V. (2007): A composite index to explain variations in poverty, health, nutritional status and standard of living: Use of multivariate statistical methods. *Public Health*, 121, 578-587.

3. Blancas Peral, F. J., González Lozano, M., Guerrero Casas, F. M., Lozano Oyola, M. (2010): Indicadores sintéticos de turismo sostenible: Una aplicación para los destinos turísticos de Andalucía, *Rect@*, 11, 85-118.
4. Boelhouwer, J., Stoop, I. (1999): Measuring well-being in the Netherlands: The SCP index from 1974 to 1997. *Social Indicators Research*, 48(1), 51-75.
5. Canós, L., Liern, V. (2008): Soft computing-based aggregation methods for human resource management, *European Journal of Operational Research* 189, 669–681.
6. Canós, L., Casasús, T., Liern, V., Pérez, J.C. (2014): A soft computing method as a tool of decision in personnel selection, *International Journal of Intelligent Systems* 29, 1079 – 1099.
7. Coll-Serrano, V.; Carrasco-Arroyo, S. Blasco-Blasco, O.; Vila-Lladosa, L. (2012): Design of a Basic System of Indicators for Monitoring and Evaluating Spanish Cooperation's Culture and Development Strategy. *Evaluation Review*. 36: 272.
8. 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, 173–185.
9. Cuadras, C. M. (2014): Nuevos métodos de análisis multivariante. CMC Editions, Barcelona.
10. Currie, C. E.; Elton, R.A.; Todd, J., Platt, S. (1997): Indicators of socioeconomic status for adolescents: the WHO Health Behaviour in School-aged Children Survey. *Health Educ. Res.* 12, 385-397.
11. Domínguez Serrano, M., Blancas Peral, F. J., Guerrero Casas, F. M., González Lozano, M. (2011): Una revisión crítica para la construcción de indicadores sintéticos, *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 11, 41-70.
12. Gil Aluja, J. (1996): La gestión interactiva de los recursos humanos en la incertidumbre. Ed. Centro de Estudios Ramón Areces, S. A., Madrid.
13. Hashimoto, A., Ishikawa, H. (1993): Using DEA to evaluate the state of society as measured by multiple social indicators *Socio-Economic Planning Sciences*, 27(4), 257-268.
14. Hashimoto, A., Kodama, M. (1997): Has livability of Japan gotten better for 1956-1990?: A DEA approach, *Social Indicators Research*, 40, 359-373.
15. Lai, D. (2003): Principal Component Analysis on Human Development Indicators of China. *Social Indicator Research*, 62(3), 319-330.
16. León, T., Liern, V. (2013): A fuzzy framework to explain musical tuning in practice, *Fuzzy Sets and Systems*, 214, 51-64.
17. Liou, S., Lo, S., Wang, S. (2004): A Generalized Water Quality Index for Taiwan. *Environmental Monitoring and Assessment*, 96, 35–52.
18. Mahlberg, B. Y., Obersteiner, M. (2001): Remeasuring the HDI by Data Envelopment Analysis, *International Institute for Applied Systems Analysis Interim. Report* 01-069.
19. Martínez, F., Miguel, J.C., Murías, P. (2005): El análisis envolvente de datos en la construcción de indicadores sintéticos. Una aplicación a las provincias españolas. *Estudios de Economía Aplicada*, 23(3), 753-771.
20. Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., Tarantola, S., Hoffman, A., Giovannini, E. (2005): *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide*. OECD Statistics Working Papers.
21. OCDE (2008): *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*.
22. Parada Rico, S. E., Fiallo Leal, J. E. (2014): Perspectivas para formar profesores de matemáticas: disminuyendo la brecha entre la teoría y la práctica. *Revista Científica (Universidad Distrital de Bogotá)*, 20, 115 –127.
23. Parada, S. E., Blasco, O., Fiallo, J. E., Liern, V. (2015): Una propuesta para analizar el seguimiento de la excelencia académica de los estudiantes universitarios, *Anales de Economía Aplicada*, 29, 846 – 857.
24. Porter, M., Stern, S. (1999): *The new challenge to America.s prosperity: Findings from the Innovation Index*, Council on Competitiveness, Washington D.C.

25. Saisana, M., Tarantola, S. (2002): State-of-the-art Report on Current Methodologies and Practices for Composite Indicator Development, European Commission, Joint Research Centre, Ispra, Italy, EUR 20408 EN.
26. Seising, R., Sanz González, V. (Eds.) (2012): *Soft Computing in Humanities and Social Sciences*. Ed. Springer-Verlag, Berlin.
27. Sharpe, A. (2004): Literature Review of Frameworks for Macro-indicators, Centre for the Study of Living Standards, Ottawa, CAN.
28. Tsaor, H.S., Lin, Y.C., Lin, J.H. (2006): Evaluating Ecotourism Sustainability from the Integrated Perspective of Resource, Community and Tourism. *Tourism Management*, 27, 640–653.
29. 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, 244–256.
30. Vierstraete, V. (2012): Efficiency in human Development: a Data Envelopment Analysis. *The European Journal of Comparative Economics*, 9(3), 425-443.
31. Vyas, S., Kumaranayake, L. (2006): Constructing Socio-Economic Status Indices: How to Use Principal Components Analysis. *Health Policy and Planning*, 21, 459–468.
32. Zeng, W., Guo, P. (2008): Normalized distance, similarity measure, inclusion measure and entropy of interval-valued fuzzy sets and their relationship. *Information Sciences*, 178: 1334-1342.
33. 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, 50–61.