



FACULTAD  
DE CIENCIAS  
ECONÓMICAS



Universidad  
Nacional  
de Córdoba

# REPOSITORIO DIGITAL UNIVERSITARIO (RDU-UNC)

## Eficiencia en investigación y desarrollo en países latinoamericanos

Catalina Lucía Alberto, Lucía Isabel Passoni, Claudia Etna  
Carignano, Mercedes Delgado Fernández

Capítulo del Libro Aplicación de multi-metodologías para la gestión y evaluación de sistemas  
sociales y tecnológicos. Tomo I, 1º ed. publicado en 2013 – ISBN 978-987-1436-73-6



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/)

# EFICIENCIA EN INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO EN PAÍSES LATINOAMERICANOS

CATALINA LUCÍA ALBERTO

LUCÍA ISABEL PASSONI

CLAUDIA ETNA CARIGNANO

MERCEDES DELGADO

**Palabras Claves:** I+D, Eficiencia, Países Latinoamericanos, DEA, Mapas Auto-organizados, TOPSIS.

## 1. INTRODUCCIÓN

La I+D se define como el trabajo creativo llevado a cabo de forma sistemática para incrementar el volumen de los conocimientos humanos, culturales y sociales, y el uso de esos conocimientos para derivar nuevas aplicaciones. Comprende la investigación básica, la investigación aplicada y el desarrollo experimental.

En los últimos años, es cada vez más frecuente oír hablar sobre investigación y desarrollo, es innegable que la mejora en la competitividad y productividad de los países pasa por el hecho de que se destinen más recursos y esfuerzos a las actividades de I+D.

Tal es el caso de la Unión Europea, que ha destacado el papel del conocimiento y la innovación como motores para el crecimiento sostenible, especificando la necesidad de avanzar a un ritmo superior en la creación de un Espacio Europeo del Conocimiento y mantener el objetivo global para Europa de poseer una sólida capacidad científica y de investigación y una aceleración de la inversión en I+D en sectores público y privado (Consejo de Bruselas 2005). No obstante y a pesar de los esfuerzos realizados, en la Unión Europea persiste un importante desequilibrio en la distribución geográfica de las actividades en ciencia y tecnología, lo que repercute en el desarrollo sostenible de la región en su conjunto.

En Latinoamérica, si bien no existe un pronunciamiento explícito en este sentido, es indudable que será necesario realizar una decidida apuesta por el conocimiento, y consecuentemente, por las actividades de I+D como forma de asegurar el crecimiento y desarrollo económico de la

región. Para ello, un factor importante será reducir el desequilibrio entre los países en lo que a las actividades de ciencia y tecnología se refiere, en otras palabras, a mayor homogeneidad relativa, mayor posibilidad de éxito en el desarrollo de la región.

El objetivo de este trabajo es analizar para diversos países de la región, el efecto de los distintos niveles de esfuerzo en materia de gasto público en I+D sobre la capacidad de innovar, medida a través de las patentes, publicaciones y coeficiente de invención. Para lo cual, se propone utilizar y comparar resultados de tres tipos de metodologías: TOPSIS, DEA y Mapas Auto-Organizados.

Se hace constar por otra parte, que el texto base de este capítulo ha sido presentado en carácter de full paper en el III Taller Internacional de Descubrimiento de Conocimiento, Gestión del Conocimiento y Toma de Decisiones, realizado en Santander, España durante el año 2011. En esa oportunidad fue sometido a referato y aceptado por la comisión científica del evento.

## **2. SITUACIÓN DE LAS ACTIVIDADES DE I+D EN LATINOAMÉRICA**

En el contexto latinoamericano, los datos relativos de las actividades de I+D evidencian niveles de gasto muy diferentes. Así, para el año 2008, Brasil destinó en I+D el 1,09% del PIB, mientras que Colombia apenas un 0,15%, Panamá 0,20% y Costa Rica 0,39%, lo cual pone de manifiesto las asimetrías existentes.

Otro indicador frecuentemente utilizado para valorar el esfuerzo realizado en materia de I+D es el número de patentes otorgadas. En las figuras siguientes se pueden observar las diferencias existentes entre los países cuando se la relaciona el número de patentes con la cantidad de habitantes (Figura 1) y con el gasto en I+D (Figura 2).

De las figuras surgen claramente las asimetrías entre los distintos países de la región en materia de distribución presupuestaria y actividad de I+D.

Las patentes otorgadas sin duda reflejan la capacidad de convertir el esfuerzo en I+D de un país en avances susceptibles de explotación empresarial. No obstante, conviene recordar que número de patentes como indicador de la actividad en I+D posee ciertas limitaciones, como que no necesariamente todas las innovaciones tienen como resultado una patente, además de que su valor suele diferir notablemente con las características del desarrollo patentado, de forma tal que, en ciertos casos, un pequeño número puede representar un alto valor económico,

mientras que en otros, una gran cantidad de patentes pueden significar económicamente escaso valor.

Figura 1. Patentes otorgadas por millón de habitantes

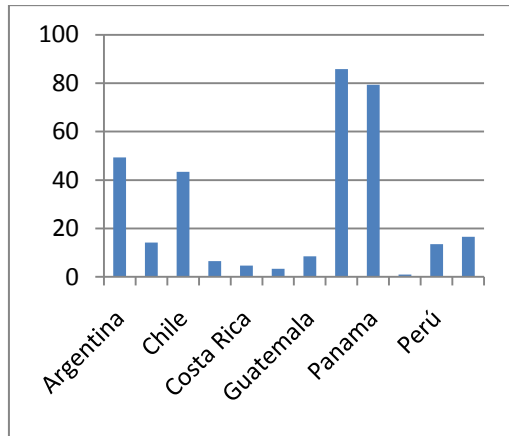
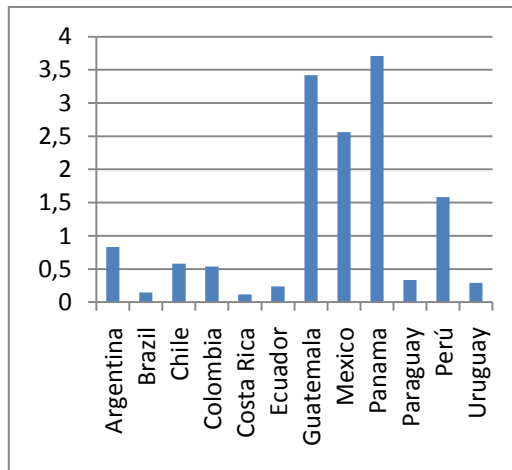


Figura 2. Relación entre patentes y Gasto en I+D



### 3. DEFINICIÓN DE VARIABLES

La selección de variables se realizó a partir de un conjunto de indicadores considerados útiles para medir la performance en la

utilización del gasto en I + D de los países. Con el propósito de organizar los datos para su uso en los tres métodos propuestos se presentan los mismos como variables de entrada (*inputs*) y variables de salida (*outputs*). Los datos corresponden al promedio del período 2004 - 2008, obtenidos de la base de datos de la Red Iberoamericana de Indicadores de Ciencia y Tecnología (RICYT) y del Informe sobre el Desarrollo Humano del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD).

#### *INPUT*

GID: gasto en I+D en millones de dólares, paridad poder adquisitivo.

#### *OUTPUTS*

PO: cantidad de patentes otorgadas.

SCI: cantidad de publicaciones registradas en la base multidisciplinar *Science Citation Index*<sup>1</sup>.

CI: coeficiente de invención, definido como la cantidad de patentes solicitadas por residente por millón de habitantes.

### **4. METODOLOGÍA DE ANÁLISIS**

Para analizar el desempeño de los países en el uso del gasto público en I + D se utilizan los métodos TOPSIS, DEA y Mapas Auto-organizados.

TOPSIS es un método de Decisión Multicriterio Discreta. Propone un ordenamiento de las unidades analizadas basado en la distancia entre los objetivos ideal y anti-ideal y los indicadores de rendimiento realmente observados en cada país (alternativas). Estos indicadores se incorporan como criterios a minimizar (*inputs*) y criterios a maximizar (*outputs*).

DEA es un modelo de programación matemática, no paramétrico, que calcula la *performance* de cada país (DMUs) como la distancia relativa entre una frontera de producción empírica (determinada por los países mejor posicionados) y el rendimiento real de cada país de acuerdo a las *inputs* y *outputs* observados.

Los Mapas Auto-organización se usan para visualizar el comportamiento de diferentes países en función de su similitud (usando

---

1.- Existen distintas bases de publicaciones científicas. Algunas son multidisciplinarias y otras específicas por disciplina científica. Dado que estas bases no son excluyentes respecto a las publicaciones que en ellas se incluyen, se decidió a los fines de este trabajo, considerar las publicaciones incluidas en la base multidisciplinar de mayor tamaño.

solamente las salidas o *outputs* de las variables del sistema) como indicadores de rendimiento.

Si bien estos métodos funcionan a partir de diferentes hipótesis, creemos que la comparación de los resultados (obtenidos a partir del conjunto de indicadores comunes) permitirán arribar a interesantes conclusiones, tanto desde el punto de vista de la eficiencia de los países como de la comparación entre los métodos.

#### 4.1. TOPSIS

Hwang y Yoon (1995) desarrollaron la técnica TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) basándose en el concepto que es deseable que una alternativa determinada se ubique a la distancia más corta respecto de una solución ideal positiva y a la mayor distancia respecto a una solución ideal negativa. Una solución ideal se define como un conjunto de niveles (o puntuaciones) ideales respecto a todos los atributos considerados de un determinado problema, aun cuando la solución ideal usualmente sea imposible o no sea factible de obtener. En consecuencia, desde este punto de vista la racionalidad de la conducta humana consiste en ubicarse lo más cerca posible de tal solución ideal y en alejarse lo más posible de una solución antiideal o ideal negativa.

TOPSIS define un índice llamado similaridad (o proximidad relativa) respecto a la solución ideal positiva combinando la proximidad a la solución ideal positiva y la lejanía respecto a la solución ideal negativa. Se selecciona aquella alternativa que se ubica lo más cerca posible a la máxima similaridad respecto a la solución ideal positiva.

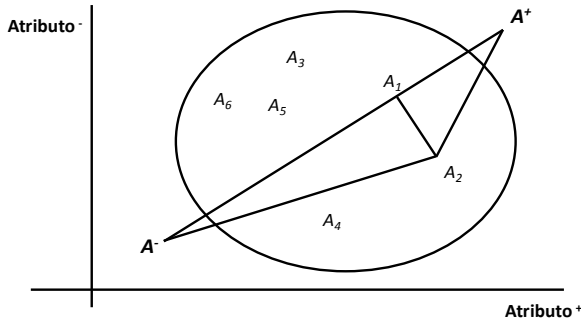
En la Figura 3 (Hwang y Yoon, 1995) se consideran las posiciones de dos alternativas  $A_1$  y  $A_2$  respecto al ideal de un atributo de beneficio ( $A^+$ ) y al de un atributo de costo o desventaja ( $A^-$ ). Las distancias euclídeas al ideal positivo y al ideal negativo muestran que, en este espacio bidimensional,  $A_1$  se encuentra más cerca de  $A^+$  y que  $A_2$  está más lejos del antiideal  $A^-$ . Debido a esta situación de ambigüedad es necesario determinar el índice de similaridad de las dos alternativas, valor mediante el cual se tiende a maximizar la distancia relativa al ideal negativo respecto a la suma de las distancias respecto al ideal positivo y al ideal negativo respectivamente.

$$A^+ = |v_1^+, \dots, v_n^+| \quad (1)$$

$$A^- = |v_1^-, \dots, v_n^-| \quad (2)$$

Denotando con  $v_j^+$  a los mejores valores para el conjunto de criterios (ideal positivo), y con los  $v_j^-$  peores valores alcanzables o no deseables para el mismo conjunto (ideal negativo).

Figura 3. Posiciones de dos alternativas  $A_1$  y  $A_2$ , respecto de  $A^+$  y  $A^-$



El método determina primero el valor normalizado ponderado de cada alternativa  $i$  respecto al criterio  $j$  mediante aplicación de la distancia euclidiana como:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (3)$$

Los coeficientes  $r_{ij}$  normalizados son luego ponderados obteniéndose los valores

$$v_{ij} = w_j \times r_{ij} \quad (4)$$

Se calculan las distancias de cada alternativa  $i$  al ideal positivo  $S_i^+$  y al ideal negativo  $S_i^-$  con las expresiones:

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2} \quad S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2} \quad (5)$$

Finalmente el índice de similitud al ideal positivo se evalúa como el cociente:

$$C_i^* = \frac{S_i^-}{(S_i^+ + S_i^-)} \quad (6)$$

Es decir que cuanto más elevado es el índice  $C_i^*$  más lejos se sitúa la alternativa  $i$  respecto al ideal negativo en relación a las distancias totales a los dos ideales y por tanto más preferida resulta su posición global.

En el presente trabajo se aplicó el método TOPSIS utilizando como datos de cada país, medidas de eficiencias parciales (salida/entrada), calculando a partir de distancias euclídeas el índice de similitud al ideal positivo. Así, cuanto más elevado resulte el índice, el país considerado se situó más lejos respecto al ideal negativo en relación a las distancias totales a los ideales y por lo tanto más preferido resultó su posición de eficiencia global.

#### 4.2. Data Envelopment Analysis (DEA)

DEA es una herramienta de programación matemática, que permite comparar la eficiencia relativa de unidades que utilizan el mismo tipo de *inputs* para producir un mismo grupo de *outputs*. Los modelos DEA miden la eficiencia de cada unidad respecto a una frontera empírica, como el cociente de distancias entre la unidad considerada y otra unidad factible y eficiente situada en la frontera. En este trabajo se utilizará el modelo CCR Supereficiente (Andersen y Petersen, 1993), mediante el cual se obtendrá un ordenamiento completo de las universidades evaluadas y de esta manera comparar los resultados con los obtenidos en las otras metodologías.

En el intento de formular matemáticamente la técnica DEA, se hace necesario introducir el concepto de eficiencia técnica conocido como de Pareto Koopmans, el cual sostiene que "una unidad es eficiente si no puede aumentar su producción sin aumentar algún recurso, o bien, si no puede disminuir algún recurso sin disminuir su producción". A partir de este concepto, la medición de eficiencia lleva implícito la comparación de relaciones del tipo output/input.

DEA es una técnica no paramétrica, se caracteriza por su flexibilidad en la determinación de los pesos y por permitir la utilización de múltiples *inputs* y *outputs*. La metodología opera con el concepto de "frontera eficiente". Cada unidad (DMU) puede ser más eficiente si logra moverse a la línea de frontera. La referencia está en la línea de frontera, por lo que cada unidad tendrá diferentes "unidades referentes", según su posición relativa respecto a la línea eficiente.



#### 4.2.1. Modelo de retornos constantes a escala (CCR)

Supongamos  $n$  unidades a evaluar (DMUs), donde cada DMU <sub>$j$</sub>  ( $j=1, \dots, n$ ) produce  $s$  *outputs*  $y_{rj}$  ( $r = 1, \dots, s$ ) utilizando  $m$  *inputs*  $x_{ij}$  ( $i = 1, \dots, m$ ), DEA usa la siguiente medida de la eficiencia para la DMU <sub>$j$</sub> :

$$h_j = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \quad (7)$$

donde  $v_i$  ( $i=1, \dots, m$ ) y  $u_r$  ( $r=1, \dots, s$ ) son los pesos o ponderaciones de los *inputs* y *outputs* para calcular, respectivamente, una suma ponderada de los  $m$  *inputs* y  $s$  *outputs* para la DMU <sub>$j$</sub> .

Los pesos para una DMU <sub>$j$</sub>  pueden ser determinados, según Charnes, Cooper y Rhodes (1978), a través del siguiente problema de programación matemática:

$$\begin{aligned} h_o^* &= \max h_o \\ \text{sujeto a} & \\ h_j &\leq 1, \quad j = 1, \dots, n \\ v_i, u_r &\geq 0 \\ i &= 1, \dots, m \\ r &= 1, \dots, s \end{aligned} \quad (8)$$

donde,

$$h_o = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \quad (9)$$

representa el cociente entre la suma ponderada de *outputs* y la suma ponderada de *inputs* para la DMU considerada (DMU <sub>$o$</sub> ), lo que implica tener que resolver tantos programas no lineales como DMUs existan. Calculando este modelo para cada unidad, obtendremos los  $n$  índices de eficiencia DEA,  $h_j^*$  asociados a cada DMU, donde cada uno de ellos estará asociado a  $(m + s)$  pesos óptimos, correspondientes a cada *input* y a cada *output*.

Resulta evidente que cuanto mayor sea  $h_j^*$ , mejor será el desempeño de la DMU <sub>$j$</sub>  con respecto a su eficiencia. Sin embargo, el

mayor valor posible es 1, debido a las restricciones impuestas en el programa matemático. Si  $h_j^* = 1$  entonces DMU<sub>j</sub> es relativamente eficiente.

Muchos autores insisten en que estos modelos sólo sirven para clasificar unidades en eficientes e ineficientes, pero no para su ordenación. Para solucionar estos inconvenientes se han desarrollado modificaciones a los modelos clásicos, como el Modelo Supereficiente (Andersen y Petersen, 1993) y el modelo *cross efficiency* (Sexton, 1986).

#### 4.2.2. Modelo Supereficiente

Para evitar obtener más de una DMU con índices DEA iguales a uno, lo que generaría varias unidades compartiendo el primer lugar imposibilitando obtener un orden total estricto, Andersen y Petersen (1993) introdujeron una modificación al modelo: excluyendo la restricción  $h_o \leq 1$  para la DMU<sub>o</sub>, obtendremos:

$$\begin{aligned}
 h_o^* &= \max h_o \\
 \text{sujeto a} & \\
 h_j &\leq 1, \quad j = 1, \dots, n \quad \text{y } j \neq o \\
 v_i, u_r &\geq 0
 \end{aligned} \tag{10}$$

Esto permitirá que existan DMUs eficientes con valor mayor que la unidad, rompiendo con los empates que se suelen encontrar en las aplicaciones de DEA y que dificultan realizar un ordenamiento estricto. A este modelo se lo conoce con el nombre de supereficiente.

#### 4.3. Mapas Auto Organizados

Los mapas auto-organizados (*SOM, Self Organizing Maps*), un conocido tipo de Red Neuronal, son una herramienta poderosa para el análisis visual de datos multivariados. Han mostrado ser una técnica valiosa en la exploración de datos, constituyendo una alternativa que complementa los métodos estadísticos tradicionales. Los Mapas Auto-organizados (SOM) son un tipo particular de Red Neuronal, en el que las neuronas (también denominadas “celdas” en este contexto) se ubican generalmente en un arreglo bidimensional.

La dimensión de cada celda de la red es idéntica a la de los vectores de entrada (patrones) con los que se la entrena pudiendo considerarla como asociadas a un vector de pesos, denominado “vector prototipo”. En la etapa de inicialización del mapa previa al entrenamiento, se les asigna valores aleatorios a los vectores prototipo o bien se los

hace variar linealmente en el mapa según los valores que toman las variables del conjunto de datos de entrenamiento.

Se define con las siglas BMU (por *Best Matching Unit*) a la celda cuyo vector prototipo es el que más se parece al patrón de entrada (según un criterio de distancia, generalmente euclidiana).

Durante el entrenamiento se ajustan los vectores prototipo al presentarse un patrón por iteración según la siguiente ecuación:

$$W_j(n+1) \leftarrow W_j(n) + \eta(n) h_{ji}(n) [X(n) - W_j(n)] \quad (11)$$

donde  $n$  es el número de iteración,  $j$  es el índice de la neurona considerada en la iteración,  $W_j$  es el vector prototipo de la celda  $j$ ,  $\eta(n)$  es la tasa de aprendizaje,  $h_{ji}(n)$  es una función que define la vecindad centrada en la BMU y  $X(n)$  es el vector de entrada (patrón) que se presenta en la iteración  $n$ . La tasa de aprendizaje y el radio de alcance de la función de vecindad van decreciendo conforme avanzan las iteraciones.

Una vez entrenado el SOM, existe una gran cantidad de maneras de visualizar su información. Pueden analizarse los valores que toma cada variable del vector prototipo de cada celda y representarse en mapas separados, mediante una escala de colores o de intensidades de grises. Estos mapas guardan relación topológica entre sí. Se suelen denominar “mapas de componentes” o “planos de componentes”. Alternativamente, pueden incluirse en las respectivas celdas los valores numéricos de las variables en lugar de, o complementando, la escala de colores para un análisis más detallado.

Para evaluar la calidad del entrenamiento del mapa, debe considerarse si los vectores prototipo representan realmente a los datos de entrenamiento, lo que se logra definiendo el error de cuantificación:

$$E_Q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|x_i - m_i\| \quad (12)$$

donde  $x_i$  es un patrón (dato),  $m_i$  es el estado interno de la BMU correspondiente a ese patrón y  $N$  es la cantidad de patrones del conjunto de entrenamiento.

También debe evaluarse si se ha preservado la topología de los datos, para lo que se define el error topográfico. Para todos los patrones de entrenamiento se calculan la celda del mapa que presenta una medida de mayor similitud (BMU) y la celda que le sigue en el orden de similitud (2º BMU). Si estas celdas no son adyacentes en el mapa, esto se considera un error. El error total se normaliza a una forma de 0 a 1, donde 0 significa la perfecta preservación de la topología:

$$E_T = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u x_i , \quad (13)$$

donde  $u(x_i)$  vale 1 si la 2<sup>o</sup> BMU no es una celda adyacente a la primera (ubicación topográfica) y 0 si lo es.

En consecuencia, durante el entrenamiento el SOM construye una proyección del espacio de las muestras y genera un mapeo que preserva la topología de los patrones multivariados en la grilla. La información sobre la distancia de grupos o *clusters* se visualiza en la proyección de la Matriz de Distancia Unificada.

La Matriz de Distancia Unificada se calcula a partir del mapa ya entrenado, considerando que la estructura del mapa es un arreglo bi-dimensional de celdas cuyos valores han sido adaptados durante el proceso de aprendizaje. Las matrices distancia son típicamente utilizadas para mostrar el agrupamiento o *clustering* de dicho mapeo, para ello se muestra una matriz donde las celdas se colorean en función de la distancia entre unidades vecinas.

Una técnica utilizada es la coloración de las celdas según su distancia con colores similares de forma tal que celdas parecidas presenten tonalidades similares. Entonces, los grupos o *clusters* se reconocen como regiones del mapa donde la distancia entre celdas es baja y existe una zona de separación (región de distancia importante entre celdas) que separa un grupo de otro.

Para analizar el comportamiento individual de cada variable en la formación del mapa, se visualizan los planos de componentes. Estos ayudan a descubrir cómo se comporta cada variable en relación con el agrupamiento identificado en la matriz distancia. Los planos por variable generan la información visual que permite correlacionar el comportamiento simultáneo de todas las variables que se consideran en este modelo.

## 5. RESULTADOS OBTENIDOS

### 5.1. TOPSIS

TOPSIS se aplicó a partir de considerar las medidas de eficiencia parciales como datos del modelo. Estas medidas se calcularon como cocientes *input/output* para cada país (PO/GID, SCI/GID y CI/GID). Para evaluar la distancia entre un país y la solución ideal y anti-ideal se utilizó la medida de la distancia euclídea. La solución ideal está formada por las mejores eficiencias parciales observadas entre los países analizados, mientras que la solución ideal negativa está formada por los valores de

estos indicadores que presentan el peor desempeño entre todos los considerados. El índice de similitud obtenido podría ser interpretado como una medida del desempeño de cada país en relación a las eficiencias parciales observadas.

Los Índices de similaridad obtenidos se detallan en la Tabla 2. El ranking muestra que Panamá, Paraguay y Guatemala tienen un buen desempeño en relación con la I+D (GID). Brasil y Ecuador tienen un rendimiento bajo al aparecer con menor índice de similitud.

Tabla 2. Índices TOPSIS

País	Índice
Panama	0,7777
Paraguay	0,5472
Guatemala	0,5404
México	0,3637
Uruguay	0,3626
Peru	0,2935
Costa Rica	0,2637
Chile	0,2535
Argentina	0,2057
Colombia	0,1493
Ecuador	0,0620
Brazil	0,0056

## 5.2. DEA

A los fines de obtener un ordenamiento completo de los países, se aplicó el modelo CCR supereficiente orientado a las salidas. Se consideró el GID como entrada y PO, SCI y CI como salidas. El objetivo es obtener una clasificación de la eficiencia del gasto para producir las salidas. Los resultados muestran que Panamá y Paraguay tienen valores superiores a 1 (supereficientes). Guatemala, Chile, Uruguay y Argentina también tienen un buen rendimiento (superior a 0,70). Brasil y Ecuador los menores resultados obtenidos (menos de 0,35).

Los resultados pueden considerarse similares a los obtenidos por TOPSIS, los países mejores posicionados resultaron nuevamente

Paraguay, Guatemala y Chile. Manteniéndose en los últimos lugares del ranking Brasil y Ecuador.

Tabla 3. Indices de Eficiencia DEA

País	Eficiencia
Panamá	2,5150
Paraguay	1,4940
Guatemala	0,9220
Chile	0,7510
Uruguay	0,7430
Argentina	0,7080
Mexico	0,6910
Colombia	0,6400
Costa Rica	0,5560
Peru	0,5380
Ecuador	0,3480
Brazil	0,3330

### 5.3. Mapas Auto-organizados.

Se entrenó un Mapa Auto-organizado, con las variables *PO*, *SCI* y *CI*, todas relativas al *GID*. Se intenta evaluar la eficiencia del gasto reflejado en la productividad. El diseño del mapa que presentó una buena preservación del espacio topográfico (error topográfico= 0.06) fue construido con una grilla de 15x 15 celdas. En la Figura 4.a se muestra la matriz distancia e impactos con nombres de los países como etiquetas de los casos estudiados.

En la Figura 4.b se realizó una coloración del mapa en función de la similitud de las celdas y también se impactaron los casos etiquetados con los nombres de los países.

Fig 4.a. Mapas auto-organizados. matriz distancia e impactos

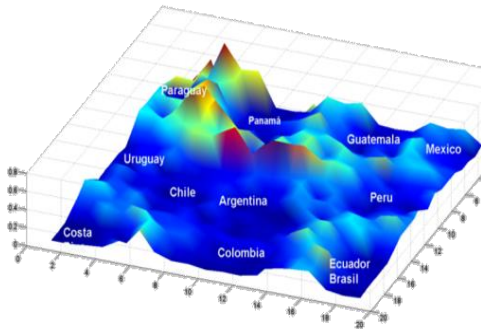


Fig 4.b. Mapa coloreado en función de la similitud de las celdas



Del análisis de las Figuras 4.a y 4.b podríamos inferir la existencia de regiones de comportamiento diverso. En la Figura 4.a (Matriz de Distancia Unificada), hallamos a Panamá lejano, en término de distancia euclidiana, del resto de los países, pues su región de impacto está fuertemente separada por celdas de valor alto (colores brillantes). En la Figura 4.b también vemos que se distingue nítidamente de los otros países (fuerte coloración azul, diferente del resto). En la Figura 4.a Paraguay está rodeado de celdas de distancia altas. En esta figura se observan nítidas separaciones entre el extremo derecho inferior Panamá y Paraguay y el extremo superior izquierdo, donde se hallan Brasil y Ecuador. El resto de los países comparten regiones de similitud.

En las Figuras 5, 6 y 7 se muestran los mapas de las variables SCI, PO y CI normalizadas por el gasto en I+D (GID), respectivamente. En los mapas de variables se mantiene la ubicación topográfica de cada país. Así podemos evaluar el nivel de cada variable en dicho mapa e interpretar similitudes y diferencias entre los casos.

De la interpretación del mapeo de estas variables generadas por el SOM se visualiza el comportamiento particular de Panamá, país que presenta un nivel alto, de las variables PO/GID y SCI/GID, en relación a los otros países analizados, y presenta un nivel medio de la variable CI/GID.

Colombia, Argentina, Chile y Uruguay presentan comportamientos fuertemente homogéneos en la Fig 4, bajo nivel de patentes otorgadas, y cierta variabilidad en los mapas de las variables SCI y CI. Una región homogénea es donde impactan Brasil y Ecuador que presentan comportamientos similares en las tres variables.

Fig 5. Mapa de la variable PO/GDI. Barra con marcas de valores según coloración.

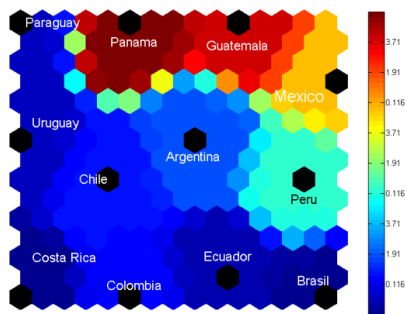


Fig 6. Mapa de la variable SCI/GDI. Se muestra la barra de colores con marcas de valores según coloración.

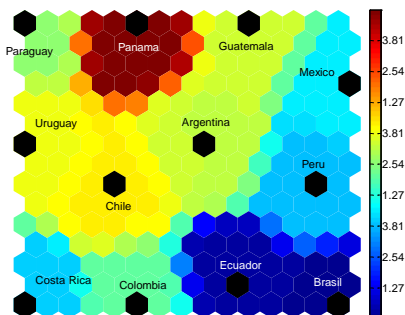
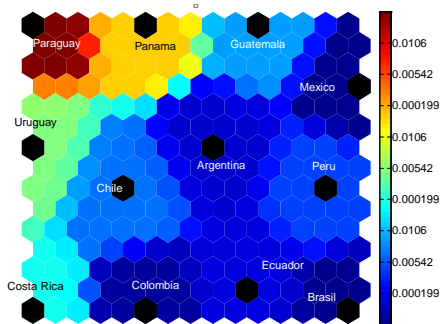


Fig 7. Mapa de la variable Ci/GDI. Se muestra la barra de colores con marcas de valores según coloración.





## 6. DEBATES

Al comparar los resultados obtenidos con los tres enfoques, se observa que el *ranking* de eficiencia no sufrió variaciones significativas. Tampoco hubo diferencias significativas en la comparación cardinal de los resultados. Las diferencias encontradas se relacionan fundamentalmente con la forma de trabajo de los métodos. DEA es un método de programación matemática que analiza el problema globalmente y en el que todas las DMUs se comparan al mismo tiempo, contrastando la relación de entrada/salida de la unidad analizada contra todas las demás unidades del problema.

TOPSIS obtiene resultados a partir de considerar como datos del problema a las medidas de eficiencias parciales, muestra a Panamá, Paraguay y Guatemala como el mejor del país en posición en el *ranking* de desempeño. Se observa que Brasil y Ecuador tienen los valores más alejados del ideal y cerca del anti-ideal, lo cual indica un mal desempeño. Existe un grupo de países con buena *performance* cuyos índices muestran valores muy cercanos (Perú, Costa Rica, Chile y Argentina), lo cual es consistente con lo mostrado por el mapa SOM.

Por su parte, los resultados del método DEA muestran un comportamiento similar a los obtenidos por TOPSIS, las mejores actuaciones las presentan Paraguay, Guatemala y Chile, mientras Brasil y Ecuador figuran en los últimos lugares en el *ranking*.

El análisis realizado indica que: a) el método DEA es relativamente sensible a las especificaciones de entrada y de salida, b) el modelo TOPSIS que se relaciona de productos y recursos se ha demostrado que ofrece *rankings* que son los más cercanos a DEA, y cuya clasificación general está de acuerdo con este método en la puntuación de las unidades más eficientes y menos eficientes. Estos hechos apoyan la elección de este método como complementario a las estimaciones presentadas por la DEA.

Los Mapas Auto-organizados, diseñados con las variables de producto en relación con el gasto, muestran gráficamente una distribución por países de acuerdo a su eficiencia. La posibilidad de visualizar los resultados y el comportamiento de las variables al mismo tiempo hace SOM una herramienta útil para la toma de decisiones.

Debido a la falta de datos comparables, no fue posible analizar los 24 países de América Latina. Una comparación completa de todos los países, junto con la aplicación de otras metodologías serán objeto de nuestro trabajo futuro. Como se mencionó anteriormente, los resultados no son concluyentes ya que están condicionados por la calidad y

disponibilidad de datos. Es fundamental, entonces, para mejorar la disponibilidad de datos y contar con información estadística estructurada en criterios comunes para todos los países de la región. Con una información más fiable, más estudios y comparaciones válidas serán posibles.

## 7. CONCLUSIONES

Sería deseable que los países latinoamericanos se propongan como objetivo estratégico a medio-largo plazo lograr una economía regional, más competitiva y dinámica, basada en el conocimiento, como forma de asegurar el crecimiento y desarrollo económico de la región.

Para ello, no solamente es necesario un mayor esfuerzo de los países en términos de incrementar el porcentaje de PIB destinado a I+D, sino también utilizar el presupuesto disponible de manera eficiente.

El objetivo de este trabajo fue analizar el efecto de los diferentes niveles de gasto en la capacidad de innovar, medida por el número de patentes, publicaciones e índices de invención. Los resultados confirman que existe un desequilibrio entre los países de la zona; desequilibrio que debe corregirse con el fin de aumentar la eficiencia global de la región.

Este análisis muestra claramente que la I + D debe ser mejorada en los países con bajos índices de rendimiento para aumentar su rendimiento. Tema que está más allá del alcance de este documento y serán analizadas en futuros estudios.

## REFERENCIAS

- Amiri M., Zandieh M., Vahdani B., Soltani R., Roshanaei V., (2010): *An integrated eigenvector-DEA-TOPSIS methodology for portfolio risk evaluation in the FOREX spot market*, Expert Systems with Applications, Volume 37, Issue 1, January 2010, Pages 509-516
- Andersen P. y Petersen N.C. (1993): *A Procedure for Ranking Efficient Units in Data Envelopment Analysis*. Management Science. 39, 1261-1264
- Council of the European Union (2005): *Presidency Conclusions Brussels European Council*. <http://www.consilium.europa.eu/>
- Charnes, A., Cooper, W. W. & Rhodes, E. (1978): *Measuring The Efficiency Of Decision Making Units*. European Journal of Operational Research 2, pp. 429-444.
- Hwang C.L., K. Yoon (1981) *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Springer-Verlag, New York

- Kohonen T., (1982): *Self Organized Formation Of Topological Correct Feature Maps*. Biol Cybernetics, Vol. 43, pp. 59-96
- Li Min Chuang, Chun Chu Liu, Shu Tsung Chao (2006): *Data envelopment analysis in measuring r&d efficiency of semiconductor industry's new product development in Taiwan*. [http://vk.com/topic-34209625\\_26298113](http://vk.com/topic-34209625_26298113) Disponible en web: 25-10-2011.
- Pözlbauer, Georg. (2004): *Survey and Comparison of Quality Measures for Self-Organizing Maps*. In *Proceedings of the Fifth Workshop On Data Analysis (Wda'04)*, pp. 67-82,
- Red de Indicadores de Ciencia y Tecnología Iberoamericana e Interamericana. <http://www.ricyt.org/>
- Sexton T. R. (1986): *The Methodology of DEA in Measuring Efficiency: An Assessment of DEA*. Ed. RH Silkman, Jossey-Bass, San Francisco, USA, pp. 73-104.
- Sharma Seema and V. J. Thomas (2008): *Inter-country R&D efficiency analysis: An application of data envelopment analysis* Scientometrics Volume 76 Issue - 3 pp 483-501
- Tasdemir, K.; Merenyi, E.; (2009): *Exploiting Data Topology In Visualization And Clustering Of Self-Organizing Maps*. *Neural Networks, IEEE Transactions On*. Vol.20, No.4, pp.549-562.
- Vesanto, J. (2002): *Data Exploration Process Based on the Self-Organizing Map*. Acta Polytechnica Scandinavica, Mathematics and Computing Series, No. 115, pp. 95. Published by the Finnish Academies of Technology