

# EFICIENCIA DE LOS PAÍSES SUDAMERICANOS EN LA LUCHA CONTRA LA POBREZA.

Una mirada a través del Data Envelopment Analysis.

Efficiency of South American countries in the fight against poverty.  
A look through the Data Envelopment Analysis.

Natalia Pecorari

ARGENTINA

## Resumen

El objetivo del trabajo es analizar la eficiencia de los países sudamericanos en combatir la pobreza. Para ello, se utilizan datos del año 2012 y se aplica la metodología Data Envelopment Analysis (DEA), la cual constituye un enfoque no paramétrico basado en Programación Lineal, que mide la eficiencia relativa de un conjunto de Unidades de Decisión en la utilización de sus recursos para obtener ciertos *outputs*. El principal resultado consiste en la obtención de una *frontera de eficiencia* sobre la cual se sitúan cinco países sudamericanos: Venezuela, Guyana, Uruguay, Chile y Colombia. La razón por la cual estos países resultan eficientes en relación con el resto, radica en el hecho de que, contando con recursos muy por debajo del promedio regional (en especial Venezuela y Guyana) logran alcanzar indicadores de pobreza y desarrollo humano similares a la media de la región. Asimismo, la frontera de eficiencia obtenida resulta robusta.

**Palabras clave:** Análisis Envolvente de Datos, Sudamérica, Pobreza, Eficiencia.

## Abstract

The aim of the paper is to analyze the efficiency of the South American countries in fighting poverty. In doing so, we use data from the year 2012 and apply the Data Envelopment Analysis (DEA) method, which consists of a non-parametric approach based on Linear Programming, which measures the relative efficiency of a set of Decision Making Units (DMUs) in the use of their resources in order to obtain certain products. The main finding of the paper consists of an *Efficiency Frontier*, according to which the efficient countries are: Venezuela, Guyana, Uruguay, Chile, and Colombia. The reason why these countries are efficient in comparison to the rest, is the fact that, even though they have resources far below the regional average (especially Venezuela and Guyana), they successfully managed to achieve poverty indicators and human development similar to the average for the Region. In addition, the efficient frontier obtained using DEA is robust.

**Keywords:** Data Envelopment Analysis, South America, Poverty, Efficiency.



Natalia Pecorari es Licenciada en Economía por la Universidad Nacional de la Patagonia San Juan Bosco, actualmente es becaria doctoral de CONICET y cursa el Doctorado en Economía en la Universidad Nacional del Sur, Departamento de Economía. Su proyecto de tesis doctoral se ubica en el ámbito de las macrofinanzas, la macroeconomía y los sistemas financieros, y está dirigida por el Dr. Jorge Pazzi (Universidad Nacional del Sur) y el Prof. Mario Damill (Universidad de Buenos Aires/CEDES).

pecora88@hotmail.com



## Resumo

O objetivo deste trabalho é analisar a eficiência dos países da América do Sul em combater a pobreza. Para isso se utilizam dados do ano 2012 e se aplica a metodologia de Análise Envolvente de Dados, a qual constitui um enfoque não paramétrico baseado em Programação Linear que permite avaliar a eficiência relativa de um conjunto de Unidades de Decisão na utilização de seus recursos para obter determinadas saídas. O principal resultado deste trabalho é a obtenção de uma fronteira eficiente em que são colocados cinco países da América do Sul: Venezuela, Guiana, Uruguai, Chile e Colômbia. A razão pela qual esses países são eficientes em relação ao resto reside no fato de que, com recursos muito abaixo da média regional (especialmente Venezuela e Guiana), eles conseguem com sucesso alcançar os indicadores de pobreza e de desenvolvimento humano similares à média da região. Por outro lado, a fronteira de eficiência obtida é robusta.

**Palavras-chave:** Análise Envolvente de Dados, Sudamérica, Pobreza, eficiência.

## Introducción

**E**l objetivo del presente trabajo es analizar la eficiencia de los países de Sudamérica en la lucha contra la pobreza, utilizando datos para el año 2012. Para ello, se aplica la metodología del Análisis Envolvente de Datos (DEA)<sup>1</sup>, la cual constituye un enfoque basado en Programación Lineal, que permite evaluar la eficiencia relativa de un conjunto de unidades de decisión (DMU), las cuales se caracterizan por un alto grado de homogeneidad en sus funciones (en los recursos que consumen, así como en los productos que generan).<sup>2</sup>

Para evaluar la eficiencia de los países sudamericanos en la lucha contra la pobreza se han considerado aquellos factores que constituyen los recursos o insumos con los que cuenta un país para combatirla, tales como los recursos monetarios, el nivel educativo de la población, el empleo y el acceso a la salud, que resultan fundamentales para el desarrollo de una nación.

Por otro lado, para poder obtener una medida del desempeño de los países sudamericanos en lo que respecta a la disminución de la pobreza, resulta fundamental considerar a esta última desde una perspectiva multidimensional, no solamente teniendo en cuenta el ingreso, sino también valorando una serie de indicadores relevantes a tal efecto, por ejemplo: el acceso a la seguridad social, a los servicios básicos en la vivienda, a una alimentación sana y nutritiva, a un suelo y ambiente libres de contaminación, entre otros factores.

---

<sup>1</sup> A tal efecto se utilizó el software STATA 11.

<sup>2</sup> En este trabajo, las unidades de decisión analizadas son los países sudamericanos.



A continuación, se presentan el marco teórico y la metodología utilizada en este trabajo dirigido a analizar la eficiencia relativa de los países de Sudamérica en combatir la pobreza. Posteriormente, se efectúa una descripción de las variables escogidas (inputs o insumos y outputs) para realizar tal análisis y efectuar comparaciones entre los países.

### **Marco teórico y metodología**

La metodología denominada Análisis Envolvente de Datos o *Data Envelopment Analysis (DEA)* tal su nombre original en inglés, es una técnica no paramétrica y de carácter no estadístico basada en Programación Matemática, que se utiliza para estimar los niveles de eficiencia relativa de un conjunto de unidades de decisión (DMU), las cuales se caracterizan por un alto grado de homogeneidad en sus funciones, lo que, a su vez, resulta en una condición necesaria para poder efectuar comparaciones en términos de sus eficiencias relativas.

Esta metodología ha sido ampliamente aplicada en la literatura económica, en trabajos empíricos de índole tanto macro como microeconómica, como instrumento para medir eficiencias relativas de unidades de decisión muy variadas tales como: países, ciudades, instituciones, individuos, firmas, funciones de producción y toda unidad de decisión que utilice o consuma recursos y produzca bienes, servicios o algún otro tipo de output. Así, por ejemplo, Charnes, Cooper, Golany & Seiford (1985), en un artículo clásico, analizan distintas funciones de producción empíricas y construyen una frontera eficiente en términos de Pareto para tales funciones de producción, utilizando la metodología DEA.

Por otra parte, Zhu (1998) utiliza DEA junto con otra metodología de carácter estadístico multivariado denominada "Principal Component Analysis" (PCA), para analizar y comparar el desempeño económico de varias ciudades chinas.

La amplitud y variedad de aplicaciones que permite la metodología DEA en cuanto a la elección de las unidades de decisión así como de los inputs y outputs, la convierte en una herramienta aplicable a una infinidad de problemas en economía y en otros campos. Así, Johnes (2006) aplica DEA para medir la eficiencia de más de 100 instituciones de educación superior en Inglaterra. Asimismo, en un trabajo anterior Johnes & Johnes (1993) utilizan la metodología DEA para evaluar el desempeño académico en Investigación de los departamentos de economía de las universidades del Reino Unido, durante el período 1984-1988.

Por otro lado, Grosskopf & Valdmanis (1987) aplican DEA a los efectos de evaluar el desempeño relativo de una muestra de hospitales de California,



en cuanto a la calidad de los servicios prestados y a la cantidad de recursos consumidos.

Cherchye (2001) utiliza la metodología DEA para comparar el desempeño macroeconómico de un conjunto de países, utilizando para cada país diferentes ponderaciones o pesos relativos de los distintos objetivos de política económica, y tomando las ponderaciones obtenidas para cada país a partir de la aplicación de la metodología DEA como *proxies* de las verdaderas prioridades de la política económica.

Wang, Gopal & Zionts (1997) efectúan un estudio basado en DEA con el fin de evaluar el impacto de la utilización de Tecnologías de la Información sobre el desempeño de diversas empresas.

Por su parte, Raab, Kotamraju & Haag (2000) evalúan la habilidad de 38 países subdesarrollados en proveer calidad de vida a los niños. Para ello utilizan como recursos o inputs diversos factores sociales, culturales y económicos significativos, los cuales deben ser racionalizados eficientemente a fin de maximizar la calidad de vida infantil, ellos son: el producto per cápita, la tasa de alfabetización en mujeres, edad promedio del primer matrimonio (para las mujeres) y la población por cada médico. La calidad de vida infantil, a su vez, viene representada por tres outputs: el índice de supervivencia en menores de cinco años, la ausencia de desnutrición severa y la tasa de alfabetización en jóvenes. De esta manera, utilizando tales inputs y outputs, Raab et al. (2000) aplican la metodología DEA y construyen un ranking de países subdesarrollados ordenados según su grado de eficiencia relativa en cuanto a la provisión de calidad de vida y bienestar para sus niños.

Habibov & Fan (2010) comparan el desempeño de los programas de bienestar social correspondientes a las distintas jurisdicciones locales de las provincias canadienses en cuanto a su efectividad y eficiencia en la reducción de la pobreza. Los autores encuentran que DEA constituye una herramienta prometedora para evaluar la performance de diferentes jurisdicciones en relación con la disminución de los índices de pobreza, a la vez que permite trazar comparaciones y establecer puntos de referencia.

Por último, en un trabajo de objetivos similares al presentado aquí, Tokatlioglu & Aykac (2007) utilizan la metodología DEA para analizar la eficiencia relativa de las políticas orientadas a la reducción de la pobreza en algunos países del Este Europeo. Los resultados evidencian *gaps* significativos en los niveles de eficiencia de los países y polarización con respecto a las fuentes de ineficiencia.



En lo que respecta a la descripción formal de la metodología *Data Envelopment Analysis*, cabe señalar que el objetivo de la misma es, básicamente, obtener un escalár que representa la mínima proporción a la que se pueden reducir los consumos de inputs sin que disminuya la cantidad producida de output (Coelli, Prasada Rao, O'Donnell & Battese, 2005).

Matemáticamente, para evaluar la eficiencia relativa de una unidad de decisión (DMU) se recurre a la siguiente expresión:

$$ER_j = \frac{U_1 Y_{1j} + U_2 Y_{2j} + \dots + U_i Y_{ij} + \dots + U_m Y_{mj}}{V_1 X_{1j} + V_2 X_{2j} + \dots + V_i X_{ij} + \dots + V_n X_{nj}}$$

Donde  $ER_j$  representa la eficiencia relativa de la unidad de decisión  $j$ ;  $U_i$  representa el peso o ponderación relacionada con el output o producto  $i$ -ésimo,  $Y_{ij}$  y  $V_i$  corresponde al peso relacionado con el input o insumo  $i$ -ésimo,  $X_{ij}$ .

Cabe destacar que cada unidad de decisión puede elegir los pesos o ponderaciones relativas de los outputs e inputs que desee. En este sentido, la metodología Envolvente de Datos (DEA) permite determinar los mejores pesos relativos a asignar a cada producto e insumo para lograr la mayor eficiencia posible de cada DMU, para ello se utiliza Programación Matemática.

En pocas palabras, para hallar la eficiencia relativa de la unidad de decisión  $j$ -ésima, la metodología DEA maximiza el cociente mostrado previamente, de modo tal que el proceso de maximización esté sujeto a que la eficiencia del resto de las unidades de decisión, incluyendo aquella en análisis, sea menor o igual que un cierto valor, que en general se fija en la unidad.

En términos matemáticos, el proceso de optimización puede expresarse de la siguiente manera:

$$\text{Max } E_j = \frac{\sum_{i=1}^m U_i Y_{ij}}{\sum_{i=1}^n V_i X_{ij}}$$

s.a

$$\frac{\sum_{i=1}^m U_i Y_{ij}}{\sum_{i=1}^n V_i X_{ij}} \leq 1 \quad \forall j$$

$$U_i, V_i \geq 0$$



El proceso de optimización debe repetirse para cada unidad de decisión. Una vez resuelto, proporcionará el valor de la eficiencia relativa de la DMU que corresponda en relación con el resto de las unidades de decisión, proporcionando, además, los mejores pesos relativos para los outputs e inputs de dicha unidad.

Por otra parte, la DMU  $j$ -ésima será eficiente con respecto al resto si la cuantificación de su eficiencia es igual a la unidad,  $E_j=1$ . Si, en cambio  $E_j<1$ , esto implica que a pesar de haber combinado sus inputs y outputs de la mejor manera (utilizando los mejores pesos relativos  $U_i$  y  $V_j$  posibles), otras unidades de decisión han tenido un mejor desempeño a la hora de combinar sus inputs para obtener sus outputs.

De esta manera, la metodología DEA construye una *frontera eficiente* no paramétrica, en la cual se sitúan las unidades de decisión que resulten eficientes a partir de los datos proporcionados por una muestra finita. Cabe destacar que el concepto de eficiencia aquí utilizado es un concepto de eficiencia relativa, según el cual una DMU se comporta eficientemente cuando, con unos determinados recursos, obtiene el mejor resultado posible dados los desempeños relativos de las otras DMU analizadas.

Re-expresando el problema anterior en forma matricial:

$$\begin{aligned} & \text{Max}_{u,v} \quad (u' y_i / v' x_i) \\ & \text{sa} \\ & u' y_j / v' x_j \leq 1, j = 1, \dots, n. \\ & u, v \geq 0 \end{aligned}$$

El problema de optimización presentado tiene infinitas soluciones, por lo que no resulta operativo. Para solucionar tal problema se impone una restricción adicional:

$$\begin{aligned} & \text{Max}_{\mu,v} \quad (\mu' y_i) \\ & \text{s.a} \\ & v' x_i = 1 \\ & \mu' y_j - v' x_j \leq 0, j = 1, \dots, n. \\ & \mu, v \geq 0 \end{aligned}$$

Para poder resolver este problema de optimización de manera más simple, se recurre a su problema dual:



$$\begin{aligned}
 & \text{Min}_{\theta, \lambda} \quad \theta \\
 & \text{s.a} \\
 & -y_i + Y\lambda \geq 0 \\
 & \theta x_i - X\lambda \geq 0 \\
 & \lambda \geq 0
 \end{aligned}$$

En este caso,  $\theta$  es un escalar que representa la eficiencia relativa de la unidad de decisión analizada. Por su parte,  $\lambda$  es un vector de constantes.

Así, una vez que se ha resuelto el problema de programación matemática para cada una de las unidades de decisión, se obtiene un valor para la respectivas eficiencias relativas representado por  $\theta$ , la cual puede tomar valores comprendidos entre cero y uno (donde en el mejor de los casos,  $\theta = 1$  por convención<sup>3</sup>). De esta forma, las unidades más eficientes tendrán valores de  $\theta$  iguales o cercanos a la unidad, mientras que aquellas menos eficientes se alejarán de la *frontera eficiente*.

Por otra parte, el análisis Envolvente de Datos puede efectuarse suponiendo que las unidades de decisión (DMU) operan con rendimientos constantes a escala o con rendimientos variables a escala. Las consecuencias de un supuesto o el otro son que, en el primer caso se supone que todas las DMU están operando en la escala óptima, por lo que las ineficiencias solo pueden surgir de cuestiones técnicas y/o asignativas. En cambio, cuando se levanta el supuesto de rendimientos constantes a escala, dos fuentes de ineficiencias en el funcionamiento de las unidades de decisión pueden vislumbrarse: la ineficiencia de escala y la técnica. De esta manera, efectuar el análisis suponiendo rendimientos variables a escala permite analizar estos dos tipos de ineficiencia relativa.<sup>4</sup>

Por último, al resolver el problema puede adoptarse un enfoque orientado a los inputs o un enfoque orientado a outputs. La diferencia radica en que, en el primer caso el procedimiento utilizado para identificar la ineficiencia técnica es el cálculo de la reducción proporcional en el uso de los inputs frente a cada unidad de output producida. Por otro lado, si se orienta el problema a outputs se medirá entonces la ineficiencia técnica como aumento proporcional en la producción de los outputs por unidad de input consumida. Tal como afirman Coelli & Perelman (1996), en algunas industrias las DMUs pueden tener fija una cantidad dada de recursos para producir lo máximo que les sea posible. Si este es el caso una orientación al output sería

<sup>3</sup> El límite superior de  $\theta$  (que representa eficiencia relativa máxima) se fija en la unidad pero podría fijarse en otros valores, por ejemplo 10 o 100 o cualquier otro valor.

<sup>4</sup> Más adelante, cuando se analicen los valores de  $\theta$  obtenidos para los países de Sudamérica se tendrán en cuenta tanto la ineficiencia técnica como la de escala.



más apropiada. Básicamente se debe seleccionar una orientación según sobre la cual los administradores de la DMU tienen mayor control (los inputs o los outputs).

### **Análisis de la eficiencia**

Para evaluar la eficiencia de los países de Sudamérica en la lucha contra la pobreza es necesario, en primer lugar, considerar aquellos factores que constituyen los recursos con los que cuenta un país para combatirla. Entre ellos se encuentran no solo los recursos monetarios, sino también aquellos aspectos a priori relacionados con el nivel educativo de la población, el empleo y el acceso a la salud que resultan fundamentales para el desarrollo de un país y que son, de hecho, su activo más importante.

Siguiendo esta línea, se escogieron tres inputs que representan esas tres dimensiones fundamentales (educación, empleo y salud), las cuales recogen los principales recursos con los que cuentan los países de Sudamérica para generar mejores niveles de vida para su población. En este sentido, resulta pertinente subrayar que los inputs escogidos para efectuar el análisis son considerados como activos o recursos de manera estricta y que no deben ser interpretados como “costos” en los que hay que incurrir, porque, por el contrario, tener una población educada, bajos niveles de desempleo y un buen acceso a la salud, constituyen recursos valiosos que contribuyen a combatir la pobreza.

### **Inputs**

#### **1. Porcentaje de la población de 25 años y más con educación secundaria completa (SECCOM)**

Los datos para este input fueron obtenidos de la base de datos *Education Attainment for Population Aged 15 and Over*. Además, fueron tomados a efectos de la metodología DEA aquellos datos correspondientes al año 2010 bajo el supuesto de que existe escasa variación interanual para dicha variable, y dada la indisponibilidad de datos correspondientes al año 2012.

La importancia de esta variable como input radica en que constituye, en principio, un recurso con el que cuentan los países para combatir la pobreza a través de la movilidad social ascendente que la educación facilita.

Por otra parte, considerar la población de 25 años y más con estudios secundarios completos como un input implica suponer que la población adulta educada desempeña un rol clave en la generación de mayores tasas de escolarización en niños. En tal sentido, se entiende que padres educados valoran más la educación en sus hijos.





## 2. Tasa de ocupación (población ocupada como porcentaje de la población activa total) (OCUPAC)

Los datos para esta variable corresponden a la tasa anual media de ocupación para el año 2012 y fueron elaborados a partir del indicador *tasa de desempleo* obtenido del Anuario estadístico 2012 de América Latina y el Caribe de CEPAL-ECLAC.

Aquí se supone que la relevancia del empleo como factor determinante en la disminución de la pobreza está basada en su capacidad para generar inclusión social mediante la participación en el mercado de trabajo y la posible movilidad social ascendente que ello pudiere generar.

## 3. Número de camas hospitalarias por 10.000 habitantes (CAMHOSP)

Los datos para este input corresponden al año 2011, y nuevamente se supone escasa variación interanual para dicha variable. Los mismos fueron obtenidos de la publicación "Estadísticas sanitarias mundiales 2012" de la Organización Mundial de la Salud.

El número de camas hospitalarias es tomado, en este trabajo, como un recurso físico de los países, el cual viene a representar la capacidad del sistema sanitario y constituye un factor fundamental en el logro de mejores estadísticas sanitarias.

## Outputs

Para medir el desempeño de los países sudamericanos en el esfuerzo por disminuir la pobreza, es menester considerar a esta última desde una perspectiva multidimensional, no solo desde el ingreso sino también teniendo en cuenta una variedad de indicadores relevantes a tal efecto, tales como: el acceso a la educación, a los servicios de salud, a la seguridad social, a los servicios básicos en la vivienda, a una alimentación sana y nutritiva, entre otros factores.

En este sentido, los indicadores que habría que tener en cuenta para considerar la pobreza en todas sus dimensiones serían realmente grandes en comparación con los grados de libertad con los que se cuenta<sup>5</sup>, por lo que en la elección de los outputs se han tenido en cuenta dos índices, ambos elaborados por el Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo (UNDP) y que recogen, en buena medida, todo un conjunto de indicadores relevantes para medir la pobreza en un sentido amplio, ellos son:

---

<sup>5</sup> Notar que el número de inputs más outputs no puede superar el número de observaciones (DMUs).



### **1. 100% - porcentaje de la población que se encuentra bajo pobreza multidimensional (NOPMD).**

El índice de pobreza multidimensional es elaborado por el UNDP en colaboración con la Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI), y está basado en diez indicadores agrupados en tres aspectos básicos (educación, asistencia sanitaria y calidad de vida):

- Educación
  - Años de escolarización
  - Niños escolarizados
- Asistencia sanitaria
  - Mortalidad infantil
  - Nutrición
- Calidad de vida
  - Acceso a electricidad
  - Saneamiento
  - Agua potable
  - Suelo
  - Combustible del hogar
  - Bienes

Como se observa, el Índice de Pobreza Multidimensional recoge un conjunto de aspectos que son fundamentales para determinar si una familia puede ser considerada pobre desde múltiples perspectivas, y no solamente desde el aspecto monetario.

Por otro lado, si bien puede observarse que el índice de Pobreza Multidimensional considera variables como los años de escolarización que se relacionan con algunos de los inputs utilizados, tal como el porcentaje de población de 25 años y más con educación secundaria completa, ello no invalida el análisis, ya que más allá de cómo se haya medido la pobreza, el output utilizado es en sentido estricto el porcentaje de la población que no se encuentra bajo pobreza multidimensional. Por otra parte, si bien existe algún tipo de relación entre los inputs y los outputs dada la naturaleza del problema analizado, el Análisis Envolvente de Datos (DEA) constituye una



metodología no paramétrica y no estadística, por lo que queda a salvo de los problemas de estimación que se presentan, por ejemplo, al efectuar un análisis de regresión en presencia de multicolinealidad (variables explicativas correlacionadas). Además, en el caso de las variables de educación el supuesto subyacente es que adultos educados ayudan a generar mayores tasas de escolarización en niños.

En este trabajo, como ya se dijo, se utiliza el indicador del porcentaje de la población que se encuentra bajo pobreza multidimensional, la cual se define como aquella que no tiene acceso en al menos 30 % de los indicadores ponderados. Asimismo, los datos para este indicador corresponden al año 2012.

## **2. Índice de desarrollo humano sin tener en cuenta el ingreso (IDHNOING)**

El índice de desarrollo humano es un indicador elaborado por el Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo, el cual se basa en un indicador estadístico compuesto por tres parámetros: vida larga y saludable, educación y nivel de vida digno. Los indicadores que se tienen en cuenta dentro de estos parámetros son:

- Esperanza de vida al nacer.
- Tasa de alfabetización en adultos.
- Tasa combinada de matriculación en educación primaria, secundaria y superior.
- Años de duración de la educación obligatoria.
- Ingreso per cápita, medido por la paridad del poder adquisitivo (PPP).

Para los fines de este trabajo se utiliza el denominado "non-income HDI"<sup>6</sup>, es decir, el índice de desarrollo humano sin considerar el ingreso per cápita, que no es más que el Índice de Desarrollo Humano (IDH) calculado teniendo en cuenta solo los indicadores de salud y educación, por lo tanto, sin el componente del ingreso. Tal índice fue publicado por primera vez en el Informe sobre Desarrollo Humano 2010 del PNUD, y las motivaciones para su cálculo se basan en que el IDH está diseñado como un índice de capacidades, pero, al contrario que la salud y la educación, el ingreso no es una capacidad en sí misma. Además, en los rangos superiores de ingreso, la capacidad que tiene una eventual mejora económica para generar mejoras en desarrollo humano es limitada.

---

<sup>6</sup> Los datos corresponden al año 2012.



Por otra parte, en este trabajo interesa analizar la capacidad de los países de transformar unos recursos dados, ya sean físicos, culturales, humanos o monetarios, en servicios de calidad para su población en materia de educación y salud. Por lo que el índice de desarrollo humano sin contar el ingreso constituye una herramienta ideal para evaluar tal capacidad de los países.

“...El IDH no vinculado a ingresos revela que muchos países han sido capaces de mejorar los estándares de vida de sus ciudadanos, en algunos casos de forma sorprendente, incluso sin contar con unos ingresos elevados ni un rápido crecimiento económico.” (Choi, H., Heger, M., Pineda, J. & Rodríguez, F., 2011).

**Tabla 1.** Datos

País	tres inputs			dos outputs	
	SECCOM	CAMHOSP	OCUPAC	NOPMD	IDHNOING
Argentina	30.79	45	92.7	97.1	0.848
Chile	29.73	21	93.6	98.52	0.863
Uruguay	18.56	12	93.8	98.3	0.829
Bolivia	35.51	11	94.2	79.5	0.74
Perú	27.51	15	93	84.3	0.78
Paraguay	30.38	13	93.5	86.7	0.73
Brasil	25.11	24	94.5	97.3	0.755
Colombia	31.78	10	88.7	94.6	0.751
Ecuador	16.12	15	95.2	97.8	0.772
Venezuela	4.63	11	92	95.38	0.774
Guyana	29.08	20	79	92.3	0.703
Surinam	14.8	26	91.5	91.8	0.71
PROMEDIO	24.5	18.6	91.8	92.8	0.771

**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos obtenidos de: “*Statistical Yearbook for Latin America and the Caribbean 2012*” CEPAL-ECLAC (2012); “*Estadísticas Sanitarias Mundiales 2012*” OMS (2012); “*Data. Human Development Indicators and Thematic Tables: Statistical Tables from the 2012 Human Development Report*” UNDP (2012); “*Multidimensional Poverty*” Oxford Poverty & Human Development Initiative (2013); “*Data: Indicators*” The World Bank Data (2013).

## Resultados y conclusiones

A los efectos de analizar la eficiencia relativa de los 12 países que conforman Sudamérica, con base en el Análisis Envolvente de Datos, se ha orientado el modelo a inputs. La razón radica en que, en general, los países cuentan con un cierto aunque limitado control sobre las variables que consideramos



como insumos, a saber: el número de camas de hospital, la población que cuenta con educación secundaria completa y la tasa de ocupación. Por otra parte, el control que los gobiernos nacionales pueden llegar a tener sobre las variables que consideramos outputs (población bajo pobreza multidimensional e índice de desarrollo humano sin el ingreso) es más difuso, ya que se trata de índices y se da solo de manera indirecta mediante el control de otras variables. Por ende, se ha decidido efectuar el análisis con una orientación a inputs, a pesar de que el grado de control que los países pueden ejercer sobre las variables que se tomaron como insumos presenta sin duda limitaciones, sobre todo en el caso del empleo donde la tasa de ocupación depende en gran medida de las preferencias del mercado y de aspectos como la geografía.

**Tabla 2.** DEA con rendimientos constantes a escala

Dmu	Rank	Theta
Venezuela	1	1
Guyana	2	1
Colombia	3	1
Uruguay	4	1
Chile	5	1
Argentina	6	0.992
Ecuador	7	0.953
Perú	8	0.935
Surinam	9	0.926
Bolivia	10	0.917
Brasil	11	0.914
Paraguay	12	0.88

**Fuente:** Elaboración propia con base en resultados del software STATA 11.

Como se puede observar en la tabla 2, con rendimientos constantes a escala, Venezuela, Guyana, Colombia, Uruguay y Chile obtuvieron valores de Theta iguales a la unidad, lo cual implica que se encuentran sobre la frontera eficiente. El resto de los países resultan ineficientes por cuanto existen otras unidades que muestran un desempeño mejor.

Cabe destacar que si bien existen cinco países eficientes, Venezuela ocupa la posición número uno en el ranking, dado que es referencia de nueve países. Le sigue Guyana, que es referencia de siete países y Colombia con dos países.

Resulta interesante analizar la eficiencia de los países en términos débil y estricto. Así, con base en los resultados obtenidos podemos concluir que Venezuela, Guyana y Colombia son eficientes en sentido estricto, ya que las variables de holgura son cero para todos los inputs y outputs considerados.



Por su parte, Uruguay y Chile son eficientes en sentido débil, ya que poseen variables de holgura distintas de cero para algunos inputs.

**Tabla 3.** DEA con rendimientos variables a escala

Dmu	Rank	Theta (global)	Rendimientos	Theta_escal	Theta_técnica
Venezuela	1	1	Constantes	1	1
Guyana	2	1	Constantes	1	1
Uruguay	3	1	Constantes	1	1
Chile	4	1	Constantes	1	1
Colombia	5	1	Constantes	1	1
Ecuador	6	1	Decrecientes	0.953	1
Argentina	7	0.994	Decrecientes	0.997	1
Brasil	8	0.963	Decrecientes	0.948	1
Perú	9	0.951	Crecientes	0.982	0.951
Surinam	10	0.95	Crecientes	0.974	0.95
Bolivia	11	0.938	Crecientes	0.977	0.938
Paraguay	12	0.931	Crecientes	0.945	0.931

**Fuente:** Elaboración propia con base en resultados del software STATA 11.

Efectuando el análisis con rendimientos variables a escala, el ranking de eficiencia sufre algunas modificaciones. Si bien Venezuela y Guyana siguen ocupando los primeros puestos de eficiencia, Uruguay y Chile pasan a ocupar el tercer y cuarto puesto, respectivamente, mientras que Colombia pasa del tercer al quinto puesto. Argentina, por su parte, desciende un puesto, pasando del sexto al séptimo lugar. Brasil mejora en el ranking, pasando del puesto 11 al 8, mientras que el resto de los países se mantiene en los puestos más bajos.

Dado que seis países se colocan sobre la frontera de eficiencia, aquí de nuevo se elaboró el ranking teniendo en cuenta el número de referencias con los que cuenta cada país, siendo Venezuela el más referente de todos, nuevamente.

Los primeros cinco países del ranking de eficiencia (Venezuela, Guyana, Uruguay, Chile y Colombia) resultan eficientes tanto en términos técnicos o de eficiencia pura, como en términos de escala. Es decir, operan en la escala correcta, con rendimientos constantes a escala, y técnicamente resultan los más eficientes.

En el caso de países como Argentina, Brasil y Ecuador, se puede observar que la ineficiencia es solo de escala: estos países operan con rendimientos decrecientes a escala, pero técnicamente son eficientes.



El último grupo de países (Perú, Surinam, Bolivia y Paraguay) posee ineficiencias tanto técnica como de escala. Estos países operan con rendimientos crecientes a escala.

A los efectos de analizar la robustez de los resultados hallados se considera ahora un solo output, es decir, el porcentaje de población que no se encuentra bajo pobreza multidimensional. Utilizando rendimientos variables a escala se obtienen los siguientes resultados:

**Tabla 4.** DEA con rendimientos variables a escala y un solo output: NOPMD

Dmu	Rank	Theta (global)	Rendimientos	Theta_ escala	Theta_ técnica
Venezuela	1	1	Constantes	1	1
Guyana	2	1	Constantes	1	1
Colombia	3	1	Constantes	1	1
Uruguay	4	1	Decrecientes	0.989	1
Ecuador	5	1	Decrecientes	0.953	1
Chile	6	1	Decrecientes	0.921	1
Argentina	7	0.973	Decrecientes	0.932	1
Brasil	8	0.963	Decrecientes	0.948	0.971
Surinam	9	0.95	Crecientes	0.974	0.95
Bolivia	10	0.938	Crecientes	0.841	0.938
Paraguay	11	0.931	Crecientes	0.92	0.931
Perú	12	0.922	Crecientes	0.897	0.922

**Fuente:** Elaboración propia con base en resultados del software STATA 11.

Tal como se observa en la tabla 4, cuando se elimina el output correspondiente al índice de desarrollo humano sin tener en cuenta el ingreso, no se verifican cambios significativos en la frontera de eficiencia. Los mismos países siguen liderando el ranking, con la salvedad que ahora Uruguay y Chile operan con rendimientos decrecientes, cosa que altera levemente el orden de eficiencia.

Con respecto a los países que se encuentran por fuera de la frontera eficiente tampoco se observan variaciones significativas, salvo por el hecho de que Perú cae cuatro posiciones en el ranking al pasar del puesto 9 al 12.

Por el contrario, cuando la atención se centra sobre el desarrollo y el largo plazo, tomando como output únicamente el índice de desarrollo humano, no se verifican tampoco cambios significativos sobre la frontera eficiente. Los mismos países siguen ocupando los primeros puestos del ranking, con



la excepción de Ecuador que cae del puesto 5 al 10 abandonando la frontera de eficiencia:

**Tabla 5.** DEA con rendimientos variables a escala y un solo output: IDHNOING

Dmu	Rank	Theta (global)	Rendimientos	Theta_escal	Theta_técnica
Venezuela	1	1	Constantes	1	1
Uruguay	2	1	Constantes	1	1
Colombia	3	1	Constantes	1	1
Guyana	4	1	Crecientes	0.965	1
Chile	5	1	Constantes	1	1
Argentina	6	0.994	Crecientes	0.997	0.994
Perú	7	0.951	Crecientes	0.982	0.951
Surinam	8	0.95	Crecientes	0.932	0.95
Bolivia	9	0.938	Crecientes	0.977	0.938
Ecuador	10	0.936	Crecientes	0.987	0.936
Paraguay	11	0.931	Crecientes	0.943	0.931
Brasil	12	0.904	Crecientes	0.974	0.922

**Fuente:** Elaboración propia con base en resultados del software STATA 11.

Para concluir, cabe preguntarse por qué países como Venezuela o Guyana, los cuales poseen índices de desarrollo humano bajos pero similares a la media sudamericana (o incluso inferiores) y un porcentaje de población bajo pobreza multidimensional también cercano al promedio de la región, pueden ocupar los primeros puestos en el ranking de eficiencia aquí obtenido, mientras otros países como la Argentina, por ejemplo, poseen mejores indicadores en comparación con las medias sudamericanas, por lo que deberían destacarse en términos de eficiencia en mayor medida que países como Venezuela o Guyana que sí se encuentran más en línea con los promedios regionales.

La clave está en los inputs más que en los outputs. Esto es así, dado que la metodología DEA mide la eficiencia de las unidades de decisión en la utilización de sus recursos para obtener ciertos productos u outputs. Venezuela y Guayana cuentan con escasos inputs en relación con países como la Argentina. Por ejemplo, mientras en Argentina el número de camas de hospital por cada diez mil habitantes es de 45, en Venezuela y Guyana es de tan solo 11 y 20, respectivamente. Asimismo, mientras en Argentina el porcentaje de la población con secundario completo es de 30.79 %, en Venezuela es de tan solo 4.63 % y en Guyana de 29.08 %.

Por lo tanto, cabría esperar que la Argentina al contar con mejores recursos (una población más instruida, más acceso a la salud) obtuviese mejores





indicadores en términos de desarrollo humano y pobreza multidimensional que países menos dotados de recursos como Venezuela. Sin embargo, la realidad es que si bien sus indicadores son mejores que el promedio de los países sudamericanos, no lo son tanto. Por ejemplo, el porcentaje de población bajo pobreza multidimensional en Argentina es del 2.9 %, mientras que en Venezuela es del 4.62%. Asimismo, el IDH para la Argentina es de 0.848, mientras que el correspondiente a Venezuela es de 0.774.

Como ya se apuntó anteriormente, los indicadores de Venezuela se parecen mucho más a los promedios de la región que los de Argentina, sin embargo, aplicando la metodología DEA, Venezuela se ubica sobre la frontera eficiente y Argentina no. La razón radica, entonces, en la capacidad demostrada por Venezuela para alcanzar indicadores similares a la media de la región, contando con recursos muy por debajo del promedio regional. En contraste, la Argentina cuenta con recursos por encima de la media regional, pero su desempeño no alcanza para catapultarla en los primeros puestos de eficiencia del ranking basado en Data Envelopment Analysis.

## Referencias bibliográficas

- CEPAL (2012). *Estudio Económico de América Latina y el Caribe 2012: Las políticas ante las adversidades de la economía internacional*. Santiago de Chile: Naciones Unidas.
- CEPAL – ECLAC (2012). *Statistical Yearbook for Latin America and the Caribbean*. Santiago de Chile: United Nations.
- CHARNES, A., COOPER, W. & RHODES, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. En *European Journal of Operational Research*. Vol. 2, 429-444.
- CHARNES, A., COOPER, W., GOLANY, B. & SEIFORD, L. (1985). Foundations of data envelopment analysis for Pareto-Koopmans efficient empirical production functions. En *Journal of Econometrics*, Vol. 30 (1-2), 91-107.
- CHERCHYE, L. (2001). Using data envelopment analysis to assess macroeconomic policy performance. En *Applied Economics*, Vol. 33 (3), 407-416.
- CHOI, H., HEGER, M., PINEDA, J. & RODRÍGUEZ, F. (2011). Subtracting GNI from the HDI: A 'non-income' Human Development Index. En *Let's Talk HD*. Consultado el 14/11/2013 en: <http://indice-desenvolvimiento-humano.blogspot.com.ar/2011/01/subtracting-gni-from-hdi-non-income.html>.
- COELLI, T. J. & PERELMAN, S. (1996). A Comparison of Parametric and Non-parametric Distance Functions: With Application to European Railways. *CREPP Discussion Paper*, University of Liege.
- COELLI, T. J., PRASADA Rao, D. S., O'DONNELL, C. & BATTESE, G. (2005). *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*. New York: Springer.
- COOPER, W., SEIFORD, L. & ZHU, J. (2011). *Handbook on Data Envelopment Analysis* (2<sup>nd</sup> Ed.). New York: Springer.



- DATA. Human Development Indicators and Thematic Tables: Statistical Tables from the 2012 Human Development Report (2012). En *UNDP Human Development Reports*. Consultado el 14/11/2013 en: <http://hdr.undp.org/en/data>.
- DATA: Indicators (2013). En *The World Bank Data*. Consultado el 14/11/2013 en: <http://data.worldbank.org>
- Education Attainment for Population Aged 15 and Over (2013). En *Barro-Lee: Educational attainment Dataset*. Consultado el 14/11/2013 en: <http://www.barrolee.com/>.
- GROSSKOPF, S. & VALDMANIS, V. (1987). Measuring hospital performance: A non-parametric approach. En *Journal of Health Economics*, Vol. 6 (2), 89-107.
- HABIBOV, NN. & FAN, L. (2010). Comparing and contrasting poverty reduction performance of social welfare programs across jurisdictions in Canada using Data Envelopment Analysis (DEA): an exploratory study of the era of devolution. En *Eval Program Plann*, Vol. 33 (4), 457-467.
- JOHNES, G. & JOHNES, J. (1993). Measuring the Research Performance of UK Economics Departments: An Application of Data Envelopment Analysis. En *Oxford Economic Papers*, Vol. 45, 332-347.
- JOHNES, J. (2006). Data envelopment analysis and its application to the measurement of efficiency in higher education. En *Economics of Education Review*, Vol. 25, 273-288.
- Multidimensional Poverty (2013). En *OPHI: Oxford Poverty & Human Development Initiative*. Consultado el 14/11/2013 en: <http://www.ophi.org.uk/research/multidimensional-poverty/>.
- OMS. Organización Mundial de la Salud (2012). *Estadísticas Sanitarias Mundiales 2012*. Ginebra: Ediciones de la OMS
- RAAB, R., KOTAMRAJU, P. & HAAG, S. (2000). Efficient provision of child quality of life in less developed countries: conventional development indexes versus a programming approach to development indexes. En *Socio-Economic Planning Sciences*. Vol. 34, 51-67.
- TOKATLIOGLU, I. & AYKAC, G. (2007). How efficient are the Poverty Reduction-Oriented Policies in Eastern European Transition Economies? En *International Conference on Experiences and Challenges in Measuring National Income and Wealth in Transition Economies*. Organized by the International Association for Income and Wealth and the National Bureau of Statistics of China, September 18-21, 2007, Friendship Hotel, Beijing, China.
- WANG, C., GOPAL, R. & ZIONTS, S. (1997). Use of Data Envelopment Analysis in assessing Information Technology impact on firm performance. En *Annals of Operation Research*, Vol. 73, 191-213.
- ZHU, J. (1998). Data envelopment analysis vs. principal component analysis: An illustrative study of economic performance of Chinese cities. En *European Journal of Operational Research*, Vol. 111 (1), 50-61.