



ANÁLISIS DE EFICIENCIA TÉCNICA A TRAVÉS DEL TIEMPO A CARRERAS DE EDUCACION SUPERIOR APLICANDO WINDOW ANALYSIS

Gonzalo Campos Hernández

Programa de Magíster en Gestión de Operaciones, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca.
Merced N° 437, Curicó, Chile.
gonzalo.campos.h@gmail.com

Marcela C. González-Araya

Departamento de Modelación y Gestión Industrial, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca.
Merced N° 437, Curicó, Chile.
mgonzalez@utalca.cl

José Miguel Parot Silva

Programa de Magíster en Gestión de Operaciones, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca.
Merced N° 437, Curicó, Chile.
jose_parot@hotmail.com

RESUMEN

Hoy es evidente la preocupación de los países más avanzados por mejorar la eficiencia y eficacia de las universidades. En Chile, es un tema poco estudiado. Este trabajo desarrolla un nuevo método que evalúa la evolución de la eficiencia técnica y de escala de una universidad chilena, a través de un horizonte de tiempo (9 años). Se crearon tres métodos de selección de variables a través del tiempo, los cuales permitieron discriminar de mejor manera las DMU's en el periodo de estudio. Posteriormente, se aplica los modelos DEA Window Analysis, CCR y BCC, ambos con orientación salida, estimando las evoluciones de las eficiencias de escala y el cambio tecnológico.

PALABRAS CLAVES. Análisis de Eficiencia, Window Analysis, Universidades.

DEA – Análisis envolvente de datos, OA- Otras aplicaciones de PO

ABSTRACT

Nowadays, a concern of most advanced countries is to improve the efficiency and effectiveness of the universities. In Chile, this topic is not properly studied. This paper develops a new method that assesses technical and scale efficiency evolution of a Chilean university, through a time horizon (nine years). Three methods for selecting variables over time were created, in order to allow discriminating in a better way DMUs during the studied period. After this selection process, DEA Window Analysis models, CCR and BCC, were applied, both output oriented, for estimating scale efficiencies and technological change.

KEYWORDS. Efficiency Analysis, Window Analysis, Universities.

DEA – Data Envelopment Analysis, OA – Other Applications of OR

1. Introdução

De acuerdo a lo publicado en el informe realizado por la Dirección de Educación de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE), en conjunto con el Banco Mundial (OCDE, 2009), se sabe que el número de jóvenes chilenos que continúan sus estudios en la educación superior ha crecido constantemente en las últimas décadas y seguramente continuará creciendo por muchas décadas más. Los beneficios económicos, sociales y personales de tener más y mejor educación siguen incrementándose en Chile, en conjunto con la aspiración de conservar un sistema de educación nacional en expansión y de mejor calidad. Consecuentemente, no es sorprendente que la educación posea un lugar preponderante en la discusión y análisis de las políticas de cada país. El estudio sitúa a Chile en el lugar 26 de 131 países en el Índice Global de Competitividad del Foro Mundial de Educación de 2007, 9 % sobre España y por sobre todos los otros países de Latinoamérica. El índice de 2007 está basado en 12 “pilares”. Chile se ubicó especialmente alto en el 3er pilar, “estabilidad macroeconómica”, en el cual su lugar fue 12, y en el 7° pilar, “eficiencia en el mercado laboral”, en el cual su lugar fue 14. Paralelamente, el estudio señala que no se ha hecho tan bien en las áreas más relevantes en el 4° pilar, “salud y educación primaria” (rango total 70), el 5° pilar, “educación superior y capacitación” (rango total 42) y el 12° pilar, “innovación” (rango total 45).

Análisis Envoltante de Datos (DEA) es una técnica matemática basada en la programación lineal introducida por primera vez por Charnes *et al.* (1978). Esta técnica permite determinar la eficiencia de un grupo de unidades de toma de decisiones (DMU) cuando se mide en un conjunto de múltiple entrada y la salida. Para un conjunto dado de variables de entrada y de salida, DEA produce una única medida global del rendimiento (puntuación de eficiencia) para cada DMU. Esto se realiza mediante la construcción de una base empírica de mejores prácticas o frontera eficiente, como resultado de la identificación de un conjunto de DMU eficientes (en la frontera eficiente) y DMU ineficientes (no en la frontera eficiente).

Actualmente, es evidente la preocupación de los países más avanzados por mejorar la eficiencia y eficacia de las organizaciones públicas, y en particular de las Universidades, como consecuencia de la necesidad de ajustar el gasto público, sin disminuir el nivel de prestación de servicios en la cantidad y calidad que demandan los ciudadanos. Hoy en día, en Chile es un tema sumamente contingente y demandante, puesto que la sociedad es exigente y vela por el cumplimiento de una educación eficiente y de calidad. La OCDE (2010) afirma que, si bien el sistema de educación superior chileno ha administrado los desafíos de expansión con un razonable éxito, aún debe enfrentar los inconvenientes más complejos y esenciales que no le permite ser reconocido como un sistema de calidad de clase mundial.

Por otro lado, actualmente, no existe un sistema dentro de las entidades de educación superior que permita realizar mediciones de eficiencia de las carreras y su posterior evolución. En este sentido, resulta de vital importancia consensuar indicadores o un sistema de indicadores que faciliten la medición y comparación a través del tiempo de la utilización de recursos de grupos homogéneos de unidades de decisión, lo cual conlleva a una correcta toma de decisiones por parte de los directivos de la entidad de educación.

DEA es un método no paramétrico que utiliza técnicas de programación lineal para obtener empíricamente la mejor frontera de las prácticas de producción y evaluar la eficiencia de un conjunto de organizaciones similares. Charnes *et al.* (1978) presentó los rendimientos constantes a escala del modelo, mientras que Banker *et al.* (1984) presentó los rendimientos a escala variables del modelo e introdujo el concepto de eficiencia de escala. Charnes *et al.* (1985) introdujo el modelo aditivo, con una medida basada en las holguras de entrada y salida. Färe *et al.* (2003) propusieron una extensión que incorpora el concepto de eliminación débil de las salidas y entradas y que conduce a los conceptos de gestión de eficiencia. Cooper *et al.* (2006)

ampliaron este modelo, estableciendo una medida de rango ajustado y una medida basada en holgura, respectivamente.

Los modelos DEA descritos pueden utilizar entradas y salidas que consiguen ser modificadas por el tomador de decisiones, pero qué ocurre cuando en una situación de estudio existen variables, ya sean entradas o salidas, que no pueden modificadas o más bien están manejadas exógenamente del alcance del tomador de decisiones pero que desde cierto punto éstas son relevantes al momento de medir la eficiencia. Formalmente, en el caso de los modelos comentados en secciones anteriores, éstos utilizan Variables Discrecionales (VD). Por otro lado, las Variables No Discrecionales (VND) se refieren a variables, entradas o salidas, que no pueden ser modificadas a discreción por el tomador de decisiones. Los autores Banker y Morey (1986) presentan un artículo donde tratan los modelos DEA con orientación a los outputs o salidas considerando variables determinadas exógenamente o variables no discrecionales. DEA Windows Analysis fue aplicada por primera vez en el estudio de las operaciones de mantenimiento de una aeronave, como se describe en Charnes *et al.* (1985). En este estudio, se obtuvieron datos de 14 ($n = 14$) tácticas de combate en la Fuerza Aérea de los EEUU, en siete períodos mensuales. Para realizar el análisis utilizando un período de tres meses de ventana. DEA Windows Analysis trabaja con el principio de medias móviles (Charnes *et al.*, 1994) y es útil para detectar las tendencias de rendimiento de una unidad a través del tiempo. Cada unidad en un período distinto es tratada como si fuera una unidad “diferente”. De este modo, el rendimiento de una unidad en un período particular se contrasta con su rendimiento en otros períodos, además de la realización de otras unidades.

Este trabajo desarrolla métodos que permiten evaluar la eficiencia técnica y de escala de las carreras de educación superior, a través de un horizonte de tiempo, de manera de entregar índices de desempeño y propuestas de mejoras, en los procesos de las entidades ineficientes. Lo anterior se aborda mediante un caso de estudio, que considera datos de las variables para los años 2004, 2005, 2006, 2007, 2008, 2009, 2010, 2011 y 2012, es decir 9 años.

Este artículo ha sido estructurado de la forma que se describe a continuación. En la Sección 2 se describe el método propuesto en este trabajo y, en la Sección 3, éste es aplicado a un caso de estudio. En la Sección 4 se exponen los resultados de los métodos propuestos, para, finalmente, en la última sección presentar las principales conclusiones sobre la aplicación del método propuesto.

2. Metodología

En todo modelo DEA es calculada como la eficiencia relativa de una dada DMU (DMU_0), en relación al desempeño de las n DMUs observadas (incluida la DMU analizada), asumiendo que cada DMU consume m inputs para producir s outputs. En el caso del modelo DEA BCC orientado a los outputs (abreviación por sus autores Banker, Charnes y Cooper, 1984), el objetivo es maximizar el nivel de outputs de la DMU analizada (DMU_0), manteniendo constante su nivel de inputs observados. Además, asume rendimientos de escala variables. Considerando estos supuestos, la formulación del modelo DEA BCC orientado a los outputs es (Banker *et al.*, 1984):

$$\text{Max } \phi \quad (1)$$

$$\text{s.a. } \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i = x_{i0}, \quad i = 1, \dots, m, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r = \phi y_{r0}, \quad r = 1, \dots, s, \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \quad (4)$$

$s_i, s_r, \lambda_j \geq 0, i = 1, \dots, m, r = 1, \dots, s, j = 1, \dots, n,$
 ϕ no restringida.

Donde:

j subíndice del conjunto de DMUs observadas, por lo tanto, $j = 1, \dots, n$,

i subíndice de los *inputs*, $i = 1, \dots, m$,

r subíndice de los *outputs*, $r = 1, \dots, s$,

ϕ = proporción en que todos los *outputs* pueden ser aumentados,

λ_j = intensidad de la participación de la DMU j en la construcción de la DMU “compuesta” o *benchmark*,

x_{ij} = cantidad de *input* i consumido por la DMU j ,

y_{rj} = cantidad de *output* r producido por la DMU j ,

x_{i0} = cantidad de *input* i consumido por la DMU analizada (DMU₀),

y_{r0} = cantidad de *output* r producido por la DMU analizada (DMU₀),

s_i = holgura asociada al *input* i ,

s_r = holgura asociada al *output* r .

Los $y_{rj}, x_{ij} \geq 0$ representan los valores observados de los s *outputs* y de los m *inputs*, respectivamente, para cada una de las n DMUs.

En el modelo *BCC_o*, la función objetivo (1) maximiza la proporción del nivel de *outputs* de la DMU₀, representada por la variable ϕ , que puede ser producida por el nivel de *inputs* observado. La restricción (2) impide que la DMU compuesta consuma más *inputs* que la DMU₀. La restricción (3) impide que la expansión proporcional de los *outputs* de la DMU₀ sobrepase la frontera eficiente. Finalmente, la restricción (4) es conocida como la restricción de convexidad, la cual garantiza que las DMUs ineficientes sólo sean comparadas con DMUs que consumen un nivel de *inputs* similar al de ellas. Por lo tanto, la DMU compuesta es obtenida a través de una combinación lineal convexa de las DMUs observadas.

Para la formulación del modelo CCR orientado a los *outputs* (*CCR_o*), es necesario eliminar la restricción de convexidad (restricción 4). El modelo CCR debe su abreviación por sus autores Charnes, Cooper y Rhodes (1978).

Window Analysis o análisis temporal por medio de ventanas, fue planteado por Charnes, *et al.* (1985). Para aplicar esta técnica se precisa disponer de una serie de paneles de datos con los *inputs* y *outputs* de un conjunto N de unidades productivas y T periodos de tiempo.

Para la aplicación de Window Analysis, se agrupan los datos por intervalos de tiempo de amplitud igual a T_{H-1} . El primer panel contiene los datos del intervalo $\{1, \dots, T_H\}$, el segundo para el intervalo de tiempo $\{2, \dots, T_{H+1}\}$ y así consecutivamente hasta el intervalo $(T - T_H + 1, \dots, T)$. Posteriormente, se resuelve el problema envolvente de datos, con el grupo de años de cada intervalo o subpanel. Por ejemplo, para realizar una en la aplicación compuesta por las observaciones de dos periodos ($T_{H-1} = 2$), el primer subpanel o ventana estará formado por los datos de *input* y *output* de las N unidades del primer y del segundo año, de forma que cada

unidad “competirá” con los datos de sí misma en otro periodo. En la segunda ventana se renuncia a los datos del año uno y se enfrentan los datos del año dos con los del año tres, y así sucesivamente. La virtud de esta técnica es descubrir las tendencias y la estabilidad de los resultados de eficiencia. También se utiliza para identificar unidades anómalas u “outliers”, cuando se produzcan resultados muy variables y cuando se repitan en el tiempo los comportamientos atípicos. El hecho de que se obtenga varios índices de eficiencia atribuibles a cada productor dentro de cada subpanel de tiempo, obliga a utilizar la media de los mismos para imputar un único índice por institución. Otras posibilidades serían calcular la media de todos los resultados obtenidos en todos los subpaneles o bien seleccionar los mejores resultados de cada uno de ellos. DEA Windows Analysis trabaja con el principio de medias móviles (Charnes *et al.*, 1994) y es útil para detectar las tendencias de rendimiento de una unidad a través del tiempo. Cada unidad en un período distinto es tratada como si fuera una unidad “diferente”. De este modo, el rendimiento de una unidad en un período particular se contrasta con su rendimiento en otros períodos, además de la realización de otras unidades. Esto da como resultado un aumento en el número de puntos de datos en el análisis, que puede ser útil cuando se trata de pequeños tamaños de muestra. La variación de la anchura de la ventana, que es el número de períodos de tiempo incluidos en el análisis, significa que cubre el espectro del análisis contemporáneo, que incluye las observaciones del periodo de estudio (Tulkens y VandenEeckaut, 1995). Una verdadera ventana de análisis, con una anchura de la ventana entre uno y todos los períodos en el horizonte de estudio, puede ser visto como un caso especial de un análisis secuencial. En un análisis secuencial, se supone, sin embargo, que lo que era posible en el pasado, sigue siendo factible, y por lo tanto, todas las observaciones anteriores se incluyen. Este no es el caso en el análisis de ventana, en donde sólo se incluyen observaciones dentro de un cierto número de períodos de tiempo, es decir, una ventana. Una vez que se define la ventana, las observaciones dentro de esa ventana se ven de manera intertemporal (Tulkens y VandenEeckaut, 1995).

Dado que el objetivo del presente estudio es proponer métodos para medir la eficiencia técnica a través del tiempo en entidades de educación de nivel superior, en esta sección se propone una nueva metodología que responde a este objetivo.

En primer lugar se propone un método de selección de variables que considera datos a través del tiempo, el cual tiene como base los métodos ya existentes propuesto por Soares de Mello *et al.* (2004) y Gonzalez-Araya y Valdez (2009). En segundo lugar, según la selección de variables realizada con el método propuesto, se aplicaron los modelos DEA Window Analysis, Charnes *et al.* (1985). Este análisis se utiliza con el fin de observar la evolución de la eficiencia de las unidades en el tiempo. Una vez aplicado DEA Window Analysis y obtenidos los índices de eficiencia a través del panel de datos para cada DMU, se procede a calcular y estudiar las eficiencias de escala de cada de éstas. Posteriormente se realiza el cálculo del Índice de Malmquist, Färe *et al.* (1992), para el primer y último periodo del panel de datos, de tal manera de analizar el crecimiento en productividad, debido al cambio en eficiencia técnica y al cambio tecnológico. Las etapas a realizar en la metodología propuesta son las siguientes:

Etapla 1: Selección de Variables a través del Tiempo. Con el panel de datos confeccionado, se procede a realizar los métodos para realizar la selección de variables a utilizar para el estudio. La idea principal es optar por aquellas variables que permitan realizar el modelo de manera más discriminatoria posible.

Etapla 2: Aplicación del Modelo DEA/CCR Window Analysis y DEA/BCC Window Analysis con Orientación Salida. Con la selección de variables ya realizada, se procede a realizar el Modelo DEA/CCR Window Analysis, para la totalidad de años del panel de datos, de manera de apreciar ciertas tendencias y establecer ciertas estadísticas acerca de los resultados obtenidos.

Etapa 3: Estimación de Eficiencias de Escalas a través de un Horizonte de Tiempo. Finalmente, calculados los modelos DEA/CCR Window Analysis y DEA/BCC Window Analysis, se calculan las eficiencias de escala a través del tiempo para cada DMU estudiada.

Etapa 4: Se calcula el Índice de Malmquist correspondiente a los periodos 2004 y 2012, de tal manera de ver el cambio de productividad entre el comienzo del periodo de estudio, y el final de éste.

Un esquema de estas etapas se presenta en la Figura 1.

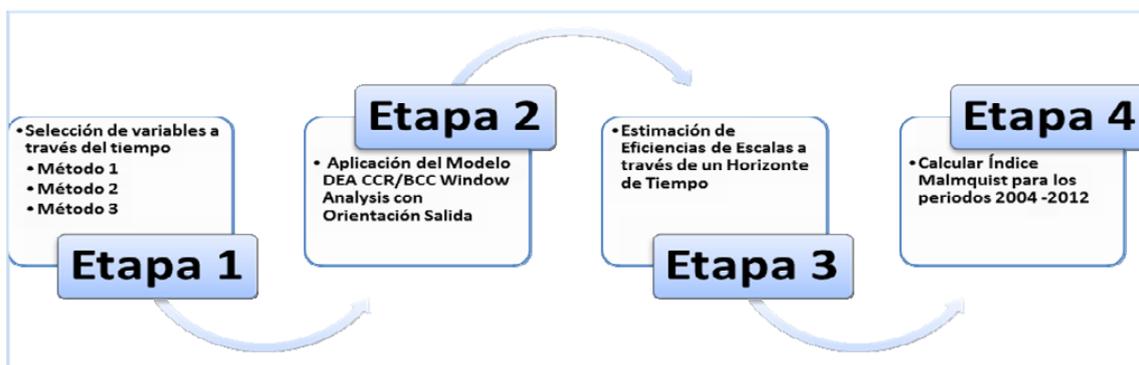


FIGURA N° 1: PASOS DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA

3. Caso de Estudio

Para la aplicación de los métodos se utilizaron datos de una entidad de educación superior, específicamente, una universidad privada nacional. Dicha universidad posee un total nacional de 16.700 alumnos y actualmente se encuentra acreditada por la Comisión Nacional de Acreditación (CNA) de Chile por un periodo de 5 años. Las DMU's (carreras de pregrado) consideradas en el estudio son aquellas que poseen datos para la totalidad del periodo de tiempo analizado. El detalle de las 10 DMUs analizadas se muestra en la Tabla N° 1.

TABLA N°1: DMUS ANALIZADAS SEGÚN FACULTAD

	Facultad Cs. Empresariales	Facultad Educación	Facultad Cs. Jurídicas y Sociales
DMUS	Contador Público Auditor	Pedagogía en Artes Visuales	Trabajo Social
	Ingeniería Comercial	Pedagogía Historia y Geog.	Psicología
	Ingeniería Informática	Pedagogía General Básica	Derecho
		Pedagogía en Matemáticas	
		Pedagogía en Inglés	
		Pedagogía en Educación Física	
		Pedagogía en Castellano	
		Pedagogía Ed. Parvularia	

El horizonte de tiempo considerado para el presente caso práctico, es del año 2004 al año 2012, es decir 9 años. Las variables de entrada (*inputs*) que son utilizadas en los procesos en cada año son:

- N° de horas de clases: variable discrecional; corresponde a la cantidad de horas a la semana que posee cada DMU en cada año.
- N° de Docentes: variable discrecional; corresponde a la cantidad de docentes que realizan clases en la determinada carrera, abarca la modalidad de contrato y part-time.
- Presupuesto: variable discrecional; corresponde a la cantidad de dinero anual presupuestada a cada carrera. Estos valores fueron ajustados al presente año (2012) de acuerdo al Índice de Precios del Consumidor (IPC) respectivo.
- Tasa de deserción: variable discrecional; corresponde al porcentaje de deserción de alumnos del primer año de cada carrera.

Las variables de salida (*outputs*) identificados en el estudio son:

- Puntaje Prueba de Selección Universitaria (PSU): variable no discrecional; corresponde al puntaje promedio de las pruebas de Matemáticas y Lenguaje rendidas para el ingreso de los alumnos a una determinada carrera.
- Matrículas Totales: variable discrecional; corresponde al número de alumnos matriculados anualmente en cada carrera.
- Notas de Enseñanza Media (NEM): variable no discrecional; corresponde al promedio de las calificaciones de enseñanza media del total de alumnos de una determinada carrera.
- Promedio de Notas de la Carrera: variable discrecional; corresponde al promedio general anual de notas de cada carrera. Esto involucra la totalidad de los ramos pertenecientes a dicha DMU.
- Tasa promedio de Aprobación de la Carrera: variable discrecional; corresponde a la tasa promedio de la totalidad de los ramos efectuados en una determinada carrera.

En relación a estas variables iniciales se trabaja para determinar cuáles son las que tienen mayor impacto en la evaluación de eficiencia.

A continuación se presenta un resumen de los principales resultados obtenidos luego de aplicar los métodos descritos en la Sección 2.

4. Principales Resultados

4.1. Selección de Variables

Dentro de los objetivos específicos se propuso crear un método de selección de variables a través de un horizonte de tiempo. Para llevar a cabo esto, se trabajó con dos métodos utilizados en un corte transversal de tiempo, dando origen a tres nuevos métodos de selección de variables a través de un horizonte de tiempo (2004-2012).

El método 1, aplicado a cada año del panel de datos, consiste en aplicar a cada año del panel de datos, el método de selección de variables Método Multicriterio (Soares de Mello *et al.*, 2004). Posteriormente, con las variables seleccionadas para cada año del panel, se calculan indicadores estadísticos como la Frecuencia Absoluta, la Frecuencia Relativa y Frecuencia Relativa Acumulada. Lo anterior se aplica a cada variable existente, lo que permite crear un ranking de acuerdo a la Frecuencia Relativa de cada variable en el horizonte de tiempo en estudio. Con la Frecuencia Relativa de cada variable, y con el fin de exista al menos una variable de salida y otra de entrada, se escoge un par inicial, y luego aquellas variables que posean mayor Frecuencia Relativa a través del tiempo. Las variables seleccionadas por este método son: “Nº de horas de clases”, “NEM”, “PSU”, “Matrículas Totales”.

El método 2, método aplicado al panel de datos, se aplica una sola vez a la totalidad de los datos del horizonte de tiempo. Este método, al igual al anterior, tiene como base el Método Multicriterio (Soares de Mello *et al.*, 2004). Las variables seleccionadas por este método son: “Matrículas Totales”, “Nº de horas de clases”, “Nº de Docentes” y “NEM”.

El método 3, último método a aplicar, consiste en ordenar los datos de la forma disponer de un panel de datos ordenados por periodos $T = 0, \dots, t$, en la primera columna del archivo. Posteriormente, se aplica el método González–Araya y Valdés (2009), llegando a obtener un total de siete iteraciones. Las variables seleccionadas por este método son: “Promedio de Notas”, “Tasa de Aprobación”, “Presupuesto” y “Tasa de Deserción”.

Es necesario recordar que los métodos antes descritos seleccionan aquellas variables que hacen el modelo más discriminatorio a partir de los datos disponibles.

Es posible apreciar que las variables seleccionadas por cada método propuesto, originan dos enfoques o miradas distintas. El Método 1, posee solamente una variable de entrada “Nº de horas de clases” y dos de sus tres salidas son No Discrecionarias, “NEM” y “PSU”. Se atrae más matrículas y mejores promedios. Por otro lado, el Método 2, posee dos variables de entrada y dos de salida, siendo solamente una de estas últimas No Discrecionaria, “NEM”. Finalmente, el Método 3, al igual que el Método 2, posee dos variables de entradas y dos variables de salida, con la salvedad, que ninguna de las variables seleccionadas son No Discrecionarias. Al observar las variables seleccionadas por los dos primeros métodos de selección, es posible apreciar que éstos poseen una mirada de atraktividad de las DMU’s (carreras), por otra parte el método último, se encuentra enfocado a la permanencia en el tiempo de los alumnos en las carreras, la cual depende directamente de las gestiones internas de cada carrera.

Un hecho a destacar es que cada método de selección de variables creado, genera distintas selección de variables, lo que conlleva obviamente a obtener a su vez resultados distintos. Esto se aprecia en la tabla Nº 2, la cual resume el ranking de eficiencia de las distintas DMUs analizadas, al aplicar el modelo DEA CCR Window Analysis con las variables seleccionadas en cada método. Esto permite establecer que tan robusta es una determinada carrera, al realizar la comparación de ranking entre los tres métodos.

Como se mencionó en capítulos anteriores, existe cierta similitud entre el método 1 y 2, enfoque 1, teniendo 4 carreras que poseen el mismo ranking, es decir, ambos ranking poseen un 26% de similitud. Estas carreras son Derecho (1), Psicología (3), Ingeniería en Informática (10) y Pedagogía en Artes Visuales (14). Por otra parte, el ranking entregado por el método 3, no posee ninguna similitud en el ranking con otros métodos.

TABLA Nº 2: RANKING EFICIENCIA MODELO DEA CCR WINDOW ANALYSIS

RANKING	MÉTODO 1	MÉTODO 2	MÉTODO 3
1	DERECHO	DERECHO	PEDAGOGIA EN CASTELLANO
2	PEDAGOGIA EN CASTELLANO	PEDAGOGIA HISTORIA Y GEOGRAFIA	EDUCACION PARVULARIA
3	PSICOLOGIA	PSICOLOGIA	CONTADOR PUBLICO AUDITOR
4	PEDAGOGIA EN MATEMATICAS	PEDAGOGIA EN EDUCACIÓN FISICA	PEDAGOGIA GENERAL BASICA
5	PEDAGOGIA HISTORIA Y GEOGRAFIA	PEDAGOGIA EN INGLES	PEDAGOGIA EN MATEMATICAS
6	PEDAGOGIA EN EDUCACIÓN FISICA	PEDAGOGIA GENERAL BASICA	PSICOLOGIA
7	CONTADOR PUBLICO AUDITOR	PEDAGOGIA EN CASTELLANO	INGENIERIA COMERCIAL
8	PEDAGOGIA EN INGLES	PEDAGOGIA EN MATEMATICAS	INGENIERIA INFORMATICA
9	PEDAGOGIA GENERAL BASICA	CONTADOR PUBLICO AUDITOR	PEDAGOGIA HISTORIA Y GEOGRAFIA
10	INGENIERIA INFORMATICA	INGENIERIA INFORMATICA	PEDAGOGIA EN EDUCACIÓN FISICA
11	EDUCACION PARVULARIA	TRABAJO SOCIAL	PEDAGOGÍA EN ARTES VISUALES
12	INGENIERIA COMERCIAL	EDUCACION PARVULARIA	PEDAGOGIA EN INGLES
13	TRABAJO SOCIAL	INGENIERIA COMERCIAL	TRABAJO SOCIAL
14	PEDAGOGÍA EN ARTES VISUALES	PEDAGOGÍA EN ARTES VISUALES	DERECHO

De manera análoga, se tiene la tabla Nº 3 la cual resume el ranking de eficiencia de las distintas DMUs analizadas, al aplicar el modelo DEA BCC Window Analysis con las variables seleccionadas en cada método.

TABLA N° 3: RANKING EFICIENCIA MODELO DEA BCC WINDOW ANALYSIS

RANKING	MÉTODO 1	MÉTODO 2	MÉTODO 3
1	DERECHO	DERECHO	PEDAGOGIA EN CASTELLANO
2	PEDAGOGIA EN INGLES	PSICOLOGIA	PEDAGOGIA GENERAL BASICA
3	PSICOLOGIA	PEDAGOGIA EN INGLES	PEDAGOGIA EN ARTES VISUALES
4	PEDAGOGIA EN MATEMATICAS	PEDAGOGIA GENERAL BASICA	EDUCACION PARVULARIA
5	PEDAGOGIA EN EDUCACION FISICA	PEDAGOGIA HISTORIA Y GEOGRAFIA	PSICOLOGIA
6	PEDAGOGIA GENERAL BASICA	PEDAGOGIA EN EDUCACION FISICA	PEDAGOGIA EN INGLES
7	PEDAGOGIA HISTORIA Y GEOGRAFIA	PEDAGOGIA EN MATEMATICAS	PEDAGOGIA HISTORIA Y GEOGRAFIA
8	CONTADOR PUBLICO AUDITOR	PEDAGOGIA EN CASTELLANO	CONTADOR PUBLICO AUDITOR
9	PEDAGOGIA EN CASTELLANO	TRABAJO SOCIAL	PEDAGOGIA EN EDUCACION FISICA
10	EDUCACION PARVULARIA	CONTADOR PUBLICO AUDITOR	PEDAGOGIA EN MATEMATICAS
11	TRABAJO SOCIAL	EDUCACION PARVULARIA	TRABAJO SOCIAL
12	INGENIERIA INFORMATICA	INGENIERIA INFORMATICA	INGENIERIA INFORMATICA
13	INGENIERIA COMERCIAL	INGENIERIA COMERCIAL	INGENIERIA COMERCIAL
14	PEDAGOGIA EN ARTES VISUALES	PEDAGOGIA EN ARTES VISUALES	DERECHO

Como se aprecia en la tabla N° 3, el Modelo DEA BCC Window Analysis es menos discriminatorio que el Modelo DEA CCR Window Analysis. Esto se ve reflejado en las similitudes de ranking en las carreras de Derecho (1), Pedagogía Historia y Geografía (7), Contador Público y Auditor (8), Trabajo Social (11) y Pedagogía en Artes Visuales (14). Mención aparte merecen las carreras de Ingeniería Informática e Ingeniería Comercial, ubicadas en los tres métodos en los lugares 12 y 13 respectivamente.

4.2. DEA Windows Analysis

En la aplicación de la metodología propuesta se realizó tanto el modelo DEA CCR Window Analysis, como el modelo DEA BCC Window Analysis, de manera separada para cada selección de variables propuesta. Primeramente se comparó la eficiencia promedio los tres métodos de selección de variables, utilizando el modelamiento DEA CCR Window Analysis. En la figura 8.1 se aprecia que bajo la selección de variables propuestas por el método 2, las carreras en el transcurso del tiempo son en promedio más eficiente, que con el resto de los métodos de selección de variables, alcanzando un valor promedio 64,56%, mientras que con los métodos restantes el promedio de eficiencia es un 53,96% y un 49,71%, para el método 1 y método 3 respectivamente. Con lo anterior se concluye que el método de selección más discriminatorio es el método 3.

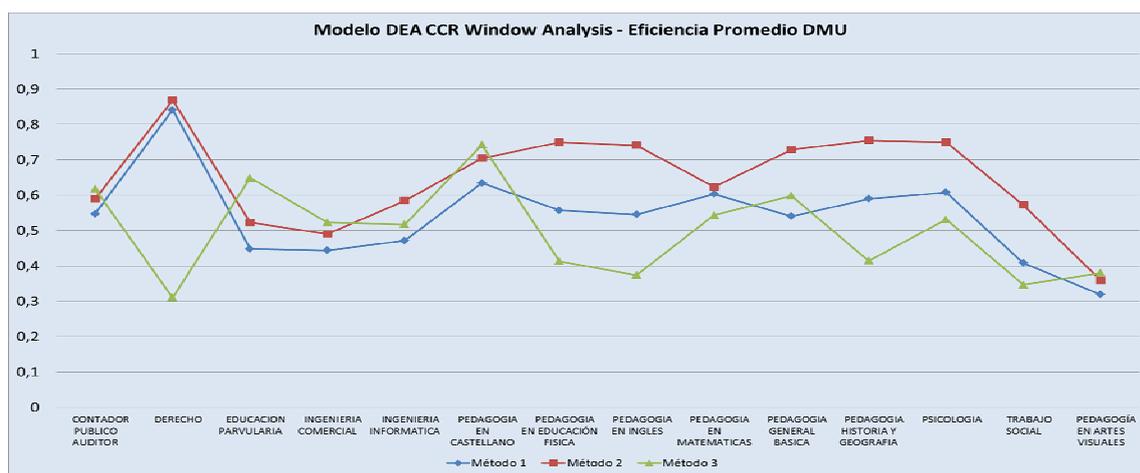


FIGURA N° 2: EFICIENCIA PROMEDIO MODELO DEA CCR WINDOW ANALYSIS

De acuerdo a lo expuesto en la Figura N° 2, la DMU que posee un mayor índice de eficiencia promedio a través del tiempo, es la carrera de Derecho, con una eficiencia promedio de 84, 07%. La DMU con menor mayor índice de eficiencia promedio a través del tiempo es Pedagogía en Artes Visuales, con escasamente un 31, 89%.

Al analizar las DMUs con el modelo DEA BCC Window Analysis, claramente se aprecia menos discriminación entre las carreras, siendo el método 3 el más destacado en este ámbito. Los resultados al utilizar este método arrojan un 91,72% de eficiencia promedio, seguido por el método 2, con una eficiencia promedio de 75,97%. Finalmente, el método 1 arroja una eficiencia promedio de 74,09%

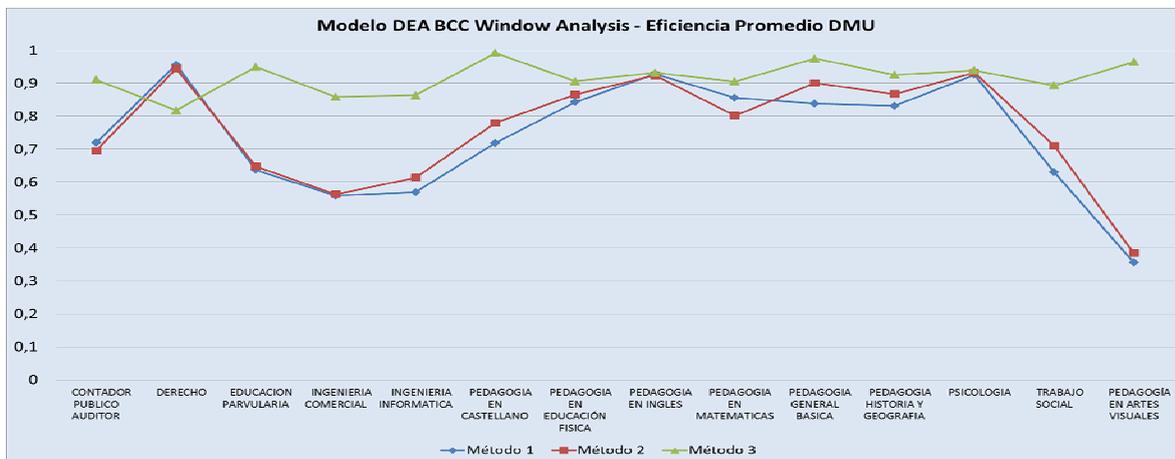


FIGURA Nº 3: EFICIENCIA PROMEDIO MODELO DEA BCC WINDOW ANALYSIS

En la Figura Nº 3 se aprecia que se mantiene la tendencia del modelamiento anterior, resultando más eficiente a través del tiempo la carrera de Derecho, con una eficiencia de 94,5%, mientras que la menos eficiente a través del tiempo lo es Pedagogía en Artes Visuales, con una eficiencia promedio de 38,46%.

El mismo análisis anterior fue realizado para la eficiencia de escala. Los resultados obtenidos de los modelos DEA CCR/BCC Window Analysis, expuestos en la figura Nº 4, señalan al método 2, como el método de selección de variables con una mayor eficiencia de escala promedio, 85%, seguido por el método 1, con una eficiencia de escala promedio de 73% y finalmente el método 3, con un 54%. Es importante señalar que la gran mayoría de las carreras son ineficientes debido a que operan ineficientemente, y que además, se encuentra en una escala de operación desfavorable. En el caso del método 2, el 13% de las mediciones son eficientes de escala, mientras que el 8% y 6% lo son en los métodos 1 y 3 respectivamente.

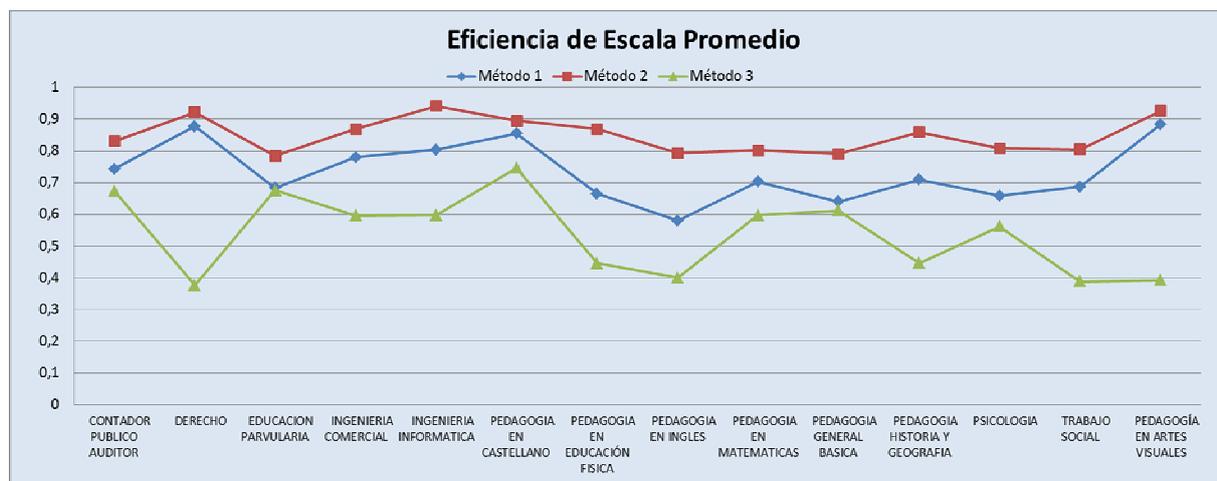


FIGURA Nº 4: EFICIENCIAS DE ESCALA PROMEDIO DEA WINDOW ANALYSIS

La última parte de la metodología, expone el cálculo del índice de Productividad de Malmquist entre los periodos 2004 y 2012, ambos extremos del panel de datos. Se aprecia que

todas las carreras aumentan la productividad considerablemente (IPM Promedio > 1), a excepción de Ingeniería Informática (Método 1), Pedagogía en Educación Física (método 2) y Trabajo Social (método 2). La tabla N° 4 detalla el IPM promedio para cada método aplicado.

TABLA N° 4: PROMEDIO ÍNDICE DE PRODUCTIVIDAD DE MALMQUIST (IPM)

Número	DMU	Método 1	Método 2	Método 3
1	CONTADOR PUBLICO AUDITOR	1,244	1,406	4,255
2	DERECHO	1,938	1,623	3,472
3	EDUCACION PARVULARIA	1,792	1,572	2,710
4	INGENIERIA COMERCIAL	1,739	1,431	14,925
5	INGENIERIA INFORMATICA	0,947	1,017	7,692
6	PEDAGOGIA EN CASTELLANO	2,809	2,475	9,901
7	PEDAGOGIA EN EDUCACIÓN FISICA	1,706	0,987	2,994
8	PEDAGOGIA EN INGLES	1,383	1,085	3,067
9	PEDAGOGIA EN MATEMATICAS	2,817	2,222	8,130
10	PEDAGOGIA GENERAL BASICA	1,145	1,192	5,155
11	PEDAGOGIA HISTORIA Y GEOGRAFIA	1,155	1,138	4,785
12	PSICOLOGIA	2,237	1,376	2,500
13	TRABAJO SOCIAL	1,272	0,895	4,587
14	PEDAGOGÍA EN ARTES VISUALES	3,745	2,793	1,618

5. Conclusiones

Al observar las variables seleccionadas por cada método propuesto, es posible percatarse que son tres enfoques o miradas distintas. El Método 1, posee solamente una variable de entrada “N° de horas de clases” y dos de sus tres salidas son No Discrecionales, “NEM” y “PSU”. Se atrae más matrículas y mejores promedios. Por otro lado, el Método 2, posee dos variables de entrada y dos de salida, siendo solamente una de estas últimas No Discrecional, “NEM”. Finalmente, el Método 3, al igual que el Método 2, posee dos variables de entradas y dos variables de salida, con la salvedad, que ninguna de las variables seleccionadas son No Discrecionales. Al observar las variables seleccionadas por los dos primeros métodos de selección, es posible apreciar que éstos poseen una mirada de atracción de las DMUs (carreras), por otra parte el método último, se encuentra enfocado a la permanencia en el tiempo de los alumnos en las carreras, la cual depende directamente de las gestiones internas de cada carrera. Un aspecto importante que muestra el presente estudio, es la robustez de la selección de variables, teniendo una medida de comparación con los otros métodos de selección estudiados, pudiendo establecer los enfoques, en el caso de que los hubiere, tal como se expuso en el párrafo anterior.

La mayor parte de las aplicaciones de los modelos DEA encontrada en la literatura no coloca atención en la selección de las variables mediante un periodo de tiempo. Por otro lado, cuando se coloca atención en este tema, la motivación principal es la comparación entre un periodo y otro, no considerando el panel de datos en su totalidad. Sin embargo, en este trabajo se propone realizar la selección de variables para la totalidad del tiempo estudiado, de una sola vez, analizando todas las variables involucradas en dicho periodo de tiempo. De esta manera, los métodos para la selección de variables a través del tiempo propuestos, abordan un vacío en la literatura DEA, permitiendo establecer las variables necesarias para alcanzar un “mejor ajuste a la frontera” y la “máxima discriminación” de las DMUs evaluadas, en los casos donde las variables van más allá de un simple corte transversal en los datos.

Finalmente, cabe destacar que al aplicar los métodos propuestos antes de realizar los análisis de eficiencia usando DEA, los administradores y los tomadores de decisiones obtendrían información de mejor calidad, permitiéndoles obtener estimaciones más fidedignas de las puntuaciones de eficiencia de las DMUs y establecer metas para cada DMU ineficiente de las variables críticas seleccionadas por el método.

Referencias

Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30, 1078–1092.

Banker, R.D., Morey, R.C., (1986). Efficiency Analysis for Exogenously Fixed Inputs and Outputs, *Operations Research*, v. 34, n.4, pp.513-521

Charnes, A., Clark, T., Cooper, W.W., Golany, B. (1985). A Development Study of Data Envelopment Analysis in Measuring the Efficiency of Maintenance Units in the U.S. Air Force. *Annals of Operations Research*, 2: 95–112.

Charnes, A., Cooper, W.W. and Rhodes, E. (1978). Measuring the Efficiency of Decision Making Units, *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.

Charnes, A., Cooper, W.W., Lewin, A.Y., Seiford, L.M. (eds.). (1994). *Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology and Applications*, Kluwer Academic Publishers.

Cooper, W. W., Seiford, L.M., Tone, K., *Introduction to Data Envelopment Analysis and Its Uses with DEA-Solver Software and References*, Springer, USA, 2006.

Färe R, Grosskopf S., *New Directions: Efficiency and Productivity, Studies in Productivity and Efficiency, Volume 3*, Springer, USA, 2003.

Färe, R., Grosskopf, S., Lindaren, B., Roos, P. (1992). Productivity changes in Swedish Pharmacies 1980 -1989: A Nonparametric Malmquist Approach, *Journal of Productivity Analysis*, 3(3): 85 -101.

González-Araya, M., Valdés, G. (2009). Método de selección de Variables para mejorar la discriminación en el análisis de eficiencia aplicando modelos DEA. *Revista Ingeniería Industrial* - Año 8 N° 2: 45 – 56.

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos – OCDE, *La Educación Superior en Chile*, 2009. http://www7.uc.cl/webpuc/piloto/pdf/informe_OECD.pdf

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos, OCDE (2010). Revisión de Políticas Nacionales de Educación. La educación superior en Chile. MINEDUC, Santiago

Soares de Mello, J.C.C.B., Gomes, E., Meza, L.A., &Lins, M.P.E. (2004). Selección de variables para el incremento del poder de discriminación de los modelos DEA. *Revista Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa*, 24, 40-52.

Tulkens H y P VandenEeckaut (1995). Medidas no de Frontera de Eficiencia, Progreso y Regress para series temporales de datos. *International Journal of Production Economics*, 39 (1-2): 83-97.