

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO



FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS

MAESTRÍA EN GESTIÓN EMPRESARIAL BASADO EN MÉTODOS CUANTITATIVOS

TEMA: “Eficiencia Técnica mediante Análisis Envolvente de Datos del Sector Educativo”

Trabajo de investigación, previo la obtención del grado académico de Magíster en Gestión Empresarial basado en Métodos Cuantitativos.

Autora: Ingeniera Edith Elena Tubón Núñez, Magíster.

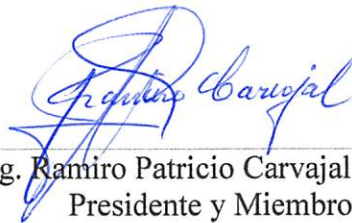
Tutor: Ingeniero Juan Carlos Castro Analuiza, PhD.

Ambato – Ecuador

2019

A la Unidad Académica de Titulación de la Facultad de Ciencias Administrativas.

El Tribunal receptor del Trabajo de Titulación, presidido por Ingeniero, Ramiro Patricio Carvajal Larenas, Doctor, e integrado por los señores; Ingeniero, Hernán Mauricio Quisimalín Santamaría, PhD., Ingeniero, Carlos Javier Beltrán Avalos, Magíster, designados por la Unidad Académica de Titulación de la Universidad Técnica de Ambato, para receptor el Informe de Investigación con el tema: “Eficiencia Técnica mediante Análisis Envolvente de Datos del Sector Educativo”, elaborado y presentado por la señorita Ingeniera, Edith Elena Tubón Núñez, Magíster, para optar por el Grado Académico de Magíster en Gestión Empresarial basado en Métodos Cuantitativos; una vez escuchada la defensa oral del Trabajo de Titulación, el Tribunal aprueba y remite el trabajo para uso y custodia en las bibliotecas de la UTA.



Ing. Ramiro Patricio Carvajal Larenas, Dr.
Presidente y Miembro del Tribunal



Ing. Hernán Mauricio Quisimalín Santamaría, PhD.
Miembro del Tribunal



Ing. Carlos Javier Beltrán Avalos, Mg.
Miembro del Tribunal

AUTORÍA DEL INFORME INVESTIGACIÓN

La responsabilidad de las opiniones, comentarios y críticas emitidas en el trabajo de Titulación, presentado con el tema: “Eficiencia Técnica mediante Análisis Envolverte de Datos del Sector Educativo”, le corresponde exclusivamente a la Ingeniera Edith Elena Tubón Núñez, Autora bajo la Dirección del Ingeniero, Juan Carlos Castro Analuiza, PhD., Director del Trabajo de Titulación, y el patrimonio intelectual a la Universidad Técnica de Ambato.



Ingeniera Edith Elena Tubón Núñez, Magíster.

cc.: 1803881000

AUTORA



Ingeniero Juan Carlos Castro Analuiza, PhD.

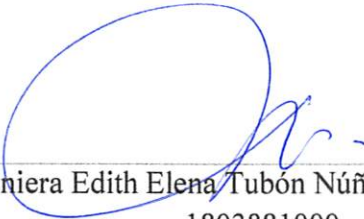
cc.: 0201801768

DIRECTOR

DERECHOS DE AUTOR

Autorizo a la Universidad Técnica de Ambato, para que el Trabajo de Titulación, sirva como un documento disponible para su lectura, consulta y procesos de investigación, según las normas de la Institución.

Cedo los Derechos de mi trabajo, con fines de difusión pública, además apruebo la reproducción de este, dentro de las regulaciones de la Universidad.



Ingeniera Edith Elena Tubón Núñez, Magíster.
cc.: 1803881000

ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS

Portada	i
A la unidad académica de titulación.....	ii
Autoría del informe investigación	iii
Derechos de autor	iv
Dedicatoria.....	ix
Agradecimiento.....	x
Resumen ejecutivo	xi
Abstract.....	xiii
Introducción.....	1
CAPÍTULO I. EL PROBLEMA	
1.1. Tema	3
1.2. Planteamiento del problema	3
1.2.1. Formulación del problema.....	6
1.2.2. Interrogantes.....	7
1.2.3. Delimitación del objeto de investigación.....	7
1.3. Justificación	8
1.4. Objetivos.....	9
1.4.1. Objetivo general	9
1.4.2. Objetivos específicos.....	9
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO	
2.1. Indicadores del proceso de evaluación de Instituciones de Educación Superior	12
2.1.1. Academia	13
2.1.2. Estudiantes y entorno de aprendizajes	14
2.1.3. Investigación	15
2.1.4. Gestión	15
2.2. Eficiencia	16
2.2.1. Eficiencia Técnica	18
2.3. Análisis envolvente de datos	18
2.3.1. Modelos de Análisis Envolvente de Datos	20
2.3.1.1. Modelo DEA–CCR	20
2.3.1.1.1. Modelo DEA–CCR en forma fraccional.....	20
2.3.1.1.2. Modelo DEA–CCR en forma multiplicativa.....	22
2.3.1.1.3. Caracterización de la eficiencia	24
2.3.1.1.4. Significado de los pesos.....	24
2.3.1.1.5. Modelo DEA–CCR en forma envolvente	25
2.3.1.2. Modelo DEA–BBC	26
2.3.1.2.1. Formulación del modelo DEA–BCC Input orientado	28
2.3.1.2.2. Forma fraccional y multiplicativa	29
2.3.1.2.3. Modelo DEA–BCC Output orientado.....	31
2.3.2. Conceptos y objetivos del Ordenamiento metodológico COOPER	35
2.3.3. Estructura de datos	37
2.3.4. Modelo operativo	39
2.3.5. Comparación de rendimiento.....	40
2.3.6. Evaluación.....	43
2.3.7. Resultados y discusión	45
2.4. Planteamiento de las hipótesis de partida	46
2.4.1. Modelo operacional	47

CAPÍTULO III. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN	
3.1. Diseño de la investigación.....	48
3.2. Población de estudio	49
3.3. Modelo de Ordenamiento Metodológico COOPER	49
3.3.1. Conceptos y Objetivos del Ordenamiento Metodológico COOPER.....	50
3.3.2. Estructura de datos del Ordenamiento Metodológico COOPER.....	50
3.3.3. Modelo Operacional del Ordenamiento Metodológico COOPER	53
3.3.4. Comparación de rendimiento del Ordenamiento Metodológico COOPER...	54
3.3.5. Evaluación del Ordenamiento Metodológico COOPER	62
3.3.5.1. Análisis de sensibilidad utilizando bootstrap	62
3.3.5.2. Relación del DEA con la Evaluación de Desempeño	64
3.3.6. Resultados e implementación del Ordenamiento Metodológico COOPER ..	64
CAPÍTULO IV. ANALISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS	
4.1. Presentación de resultados.....	66
4.1.1. Variables del estudio	66
4.1.2. Selección de la orientación y escala de rendimiento	71
4.1.3. Aplicación de DEA	71
4.1.4. Eficiencia Técnica de Escala con bootstrap	76
4.1.5. Análisis de sensibilidad	77
4.2.1. Relación de DEA con Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas	82
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	
5.1. Conclusiones	87
5.2. Recomendaciones.....	89
BIBLIOGRAFÍA.....	91
ANEXOS.....	99

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Selección de indicadores significativos	12
Tabla 3.1. Objetivos DEA	50
Tabla 3.2. Población de estudio. Descripción de las UAP (2009)	51
Tabla 3.3. Selección de inputs/outputs para el estudio de Eficiencia Técnica en el Sector Educativo	59
Tabla 3.4. Prueba sobre la cantidad de variables	60
Tabla 3.5. Prueba sobre la cantidad de variables	61
Tabla 3.6. Estadísticos Bootstrapping	63
Tabla 3.7. Estadísticos descriptivos del remuestreo	63
Tabla 3.8. Remuestreo.....	63
Tabla 3.9. Softwares utilizados para la Evaluación de Eficiencia Técnica	65
Tabla 4.1. Prueba de KMO y Bartlett.....	66
Tabla 4.2. Variables de entrada	67
Tabla 4.3. Variables de entrada para el estudio de Eficiencia Técnica en el Sector Educativo	67
Tabla 4.4. Prueba de KMO y Bartlett.....	68
Tabla 4.5. Variables de salida	68
Tabla 4.6. Variables de salida para el estudio de ET en el Sector Educativo.....	69
Tabla 4.7. Variables del modelo.....	70
Tabla 4.8. CCR-O resultados y conjuntos de referencia	72
Tabla 4.9.	73
BCC-O resultados y conjuntos de referencia.....	73
Tabla 4.10. Rendimiento de escala.....	75
Tabla 4.11. Eficiencia con bootstrap.....	76
Tabla 4.12. Análisis de sensibilidad	78
Tabla 4.13. Proyecciones de cada DMUs	79
Tabla 4.14. Eficiencia DEA vs. Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas	82
Tabla 4.15. Análisis de regresión	84
Tabla A.1. Presentación sistemática de referencia del ordenamiento Metodológico de COOPER.....	99
Tabla A.2. Presentación de variables para el estudio de Eficiencia mediante el Análisis Envoltante de Datos	101
Tabla A.3. Matriz de correlaciones ^a	102
Tabla A.4. Inversión de matriz de correlaciones	102
Tabla A.5. Prueba de KMO y Bartlett	102
Tabla A.6. Matrices anti-imagen	103
Tabla A.7. Comunalidades	103
Tabla A.8. Varianza total explicada	104
Tabla A.9. Matriz de componente rotado ^a	105
Tabla A.10. Matriz de correlaciones ^{a,b}	106
Tabla A.11. Comunalidades	106
Tabla A.12. Varianza total explicada	106
Tabla A.13. Matriz de componente rotadoa Matriz de componente rotado ^a	107

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Eficiencia Técnica mediante Análisis Envolvente de Datos.....	17
Figura 2.2. Modelos del Análisis Envolvente de Datos.....	20
Figura 2.3. Fronteras RCE, RVE, RNCE	27
Figura 2.4. Diferencia entre una y otra medida de eficiencia.	30
Figura 2.5. Ordenamiento metodológico COOPER	35
Figura 2.6. Fase de conceptos y objetivos	36
Figura 2.7. Fase de Estructura de Datos	38
Figura 2.8. Modelo Operativo	40
Figura 2.9. Fase de comparación de rendimiento	41
Figura 2.10. Fase de evaluación	43
Figura 2.11. Fase de Resultados y Discusión	45
Figura 2.12. Modelo operacional de los parámetros de Educación a ser evaluados	47
Figura 3.1. Métodos de Estimación.....	53
Figura 3.2. Presentación de resultados	65
Figura 4.1. Valor actual de los inputs frente a sus proyecciones	80
Figura 4.2. Valor actual de los outputs frente a sus proyecciones	81
Figura 4.3. Modelo gráfico de la comprobación de la hipótesis	82
Figura 4.4. Gráfico de dispersión	83
Figura A.1. Gráfico de sedimentación.....	104
Figura A.2. Gráfico de sedimentación.....	107

DEDICATORIA

*A Armando y Nelly. Mis padres.
Por su ejemplo.*

AGRADECIMIENTO

*Al Doctor **Juan Castro**, por su dedicación, dirección y ayuda en el trabajo de investigación.*

*A los **profesores de la maestría**, por su profesionalidad, conocimientos y, sobre todo, por su amistad.*

*A los **profesores y maestros**, que a lo largo de mi vida fueron capaces de inculcarme el deseo de aprender, de saber y de investigar.*

*A los **compañeros y compañeras**, con los que he compartido y comparto profesión, por su ejemplo, dedicación y experiencias vividas.*

*A los **amigos**, que me estimularon y ayudaron a culminar este proyecto.*

*A mi **familia**, que supo apoyarme y entenderme en todo momento.*

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO
FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS
MAESTRÍA EN GESTIÓN EMPRESARIAL BASADO EN MÉTODOS
CUANTITATIVOS

TEMA: Eficiencia Técnica mediante Análisis Envolvente de Datos del Sector Educativo.

AUTORA: Ingeniera Edith Elena Tubón Núñez, Magíster.

DIRECTOR: Ingeniero Juan Carlos Castro Analuiza, PhD.

FECHA: Ambato, 05 de junio de 2019

RESUMEN EJECUTIVO

Con el aumento de la matrícula de estudiantes en las universidades y el financiamiento limitado, ya no es una opción para estas instituciones operar a un mayor grado de eficiencia, sino que se ha convertido en una necesidad. La matrícula en la educación superior continuará su expansión y la financiación pública será cada vez más diluida, sobre todo a medida que aumenta la competencia de los otros receptores de fondos públicos, las instituciones educativas deben someterse a la rendición de cuentas, evaluaciones de desempeño. El diseño del estudio se planteó bajo una propuesta de corte transversal, y se enfocó bajo el propósito de evaluar la eficiencia técnica, mediante el análisis envolvente de datos, en las Instituciones de Educación Superior. Con esta configuración del diseño, se planteó una muestra de 54 Instituciones de Educación Superior, y se utilizó como instrumento los informes presentados por el Consejo Nacional de Evaluación y Acreditación de la Educación Superior del Ecuador (CONEA) del año 2009. Se realizó una adaptación del Ordenamiento Metodológico COOPER como marco de referencia con más evidencias empíricas en la evaluación eficiente, en las organizaciones. El marco consta de seis fases interrelacionadas: conceptos y objetivos, estructuración de datos, modelos operacionales, modelo de comparación de resultados, evaluación y resultado e implementación. Se aplica procedimientos que permiten la reducción de variables a una cantidad apropiada para que los resultados del DEA sean confiables, y condiciones de borde para atender a los objetivos supuestos para la Universidad.

Los resultados se contrastan con el instrumento de evaluación que en la actualidad posee la Universidad. Como conclusión se identifica discordancia entre ambos resultados, estableciéndose las modificaciones que se debieran hacer por parte de la Universidad en sus instrumentos de evaluación hacia la mejora de la eficiencia, para que sea aplicable a otras instituciones de educación superior.

Descriptor: EFICIENCIA, EFICIENCIA TÉCNICA, ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS, DEA, EDUCACIÓN SUPERIOR, INSTITUCIONES DE EDUCACIÓN SUPERIOR, UNIVERSIDADES, ORDENAMIENTO METODOLÓGICO COOPER.

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO
FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS
MAESTRÍA EN GESTIÓN EMPRESARIAL BASADO EN MÉTODOS
CUANTITATIVOS

THEME: Eficiencia Técnica Mediante Análisis Envolvente de Datos del Sector Educativo.

AUTHOR: Ingeniera Edith Elena Tubón Núñez, Magíster.

DIRECTED BY: Ingeniero Juan Carlos Castro Analuiza, PhD.

DATE: Ambato, 05 de junio de 2019

ABSTRACT

With increased student enrolment at universities and limited funding, it is no longer an option for these institutions to operate at a greater degree of efficiency, but has become a necessity. Enrolment in higher education will continue to expand and public funding will become more and more diluted, especially as competition from other recipients of public funds increases, educational institutions must be subject to the surrender of performance assessments. The design of the study was proposed under a cross-cutting proposal, and focused on the purpose of evaluating technical efficiency, through immersive data analysis, in Higher Education Institutions. With this design configuration, a sample of 54 Higher Education Institutions was presented as an instrument by the 2009 National Council for the Evaluation and Accreditation of Higher Education of Ecuador (CONEA). An adaptation of the COOPER Methodological Order was made as a reference framework with more empirical evidence in the efficient evaluation, in organizations. The framework consists of six interrelated phases: concepts and objectives, data structuring, operational models, results comparison model, evaluation and outcome and implementation. Procedures are applied that allow the reduction of variables to an appropriate amount for DEA results to be reliable, and edge conditions to meet the objectives assumed for the University. The results are contrasted with the evaluation instrument currently held by the University. In conclusion, discrepancy is identified between the two results, with the necessary changes being made by the

University in its assessment tools towards improving efficiency, so that it is applicable to other institutions of higher education.

Keywords: EFFICIENCY, TECHNICAL EFFICIENCY, DATA ENVELOPMENT ANALYSIS, DEA, HIGHER EDUCATION, HIGHER EDUCATION INSTITUTIONS, UNIVERSITIES, COOPER METHODOLOGICAL MANAGEMENT.

INTRODUCCIÓN

La sociedad se basa cada vez más en el saber, de modo que la enseñanza superior y la investigación son componentes esenciales del desarrollo cultural, socioeconómico y de la viabilidad de los individuos, las comunidades y las naciones (Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura [UNESCO], 1994). Las universidades y otras Instituciones de Educación Superior, especialmente las de países en vías de desarrollo, están confrontando la problemática de servir a una población cada vez mayor de estudiantes, diversificada social y cultural (Silvio, 1998).

Aunado a esto, la educación superior se enfrenta a desafíos y dificultades relativos a su financiación. Por lo que es esencial señalar que las instituciones educativas deben someterse a evaluaciones para medir su desempeño. Sin embargo, dicha evaluación, a diferencia de las empresas, se vuelve más complicada debido a que tienen objetivos diferentes (Pino et al., 2010). Otro aspecto a considerar en la evaluación del desempeño de la educación superior es el relacionado con la evolución de la demanda en los últimos años, la que se ha visto incrementada.

Con el aumento de la matrícula de estudiantes en las universidades públicas y el financiamiento limitado, ya no es una opción para estas instituciones operar a un mayor grado de eficiencia, sino que se ha convertido en una necesidad (Kuah y Wong, 2011). En consecuencia, como la matrícula en la educación superior continuará su expansión y la financiación pública será cada vez más diluida, sobre todo a medida que aumenta la competencia de los otros receptores de fondos públicos (como la salud y la seguridad pública), las instituciones educativas deben someterse a la rendición de cuentas. En vista de ello, las autoridades se cuestionan sobre si las Instituciones de Educación Superior utilizan sus recursos de manera productiva (Katharaki y Katharakis, 2010).

Mediante este estudio se enmarca analizar la información, que presenta el Consejo de Educación Superior del Ecuador para la aplicación del Análisis Envoltante de

Datos, caracterizar a cada una de las Unidades Académicas, mediante una única puntuación de eficiencia, para la evaluación de desempeño académico y combinar la eficiencia DEA y el promedio de los resultados de la evaluación institucional de universidades y escuelas politécnicas para la apreciación de la relación existente.

Los resultados obtenidos mediante el análisis DEA son contrastados con la evaluación de desempeño académico, instrumento utilizado para evaluar la actividad académica de la Universidad, para el período 2009. El estudio de la eficiencia técnica en la Educación Superior hace uso del Análisis Envolvente de Datos, técnica utilizada en Universidades de Latinoamérica en países como Chile, Bolivia, Argentina, Venezuela, Colombia en Ecuador no ha sido desarrollado mediante este análisis, esto genera una oportunidad de ampliación del estudio, para aplicar en las Instituciones de Educación Superior ecuatorianas (Gómez et al., 2012).

El conjunto de Universidades del Ecuador en el año 2009 fueron 68, se da a conocer el informe sobre la Evaluación Institucional de las Universidades y Escuelas Politécnicas en donde se toma la decisión de cerrar 14 IES (Consejo de Educación Superior, 2013). Las 54 Universidades del Ecuador que son las Unidades de estudio están dentro del contexto del sector educativo y están consideradas dentro de la categoría A, B, C y D (León, 2015) de acuerdo a la información presentada por el CONEA en el año 2009 (Consejo de Educación Superior, 2013).

Las universidades son responsables de la productividad científica del país, concentrando en sus instituciones la mayor parte de los recursos humanos y las capacidades científicas del país en este campo. Se espera que en las universidades la docencia de pregrado y posgrado aumenten la calidad y productividad científica en concordancia con los nuevos requerimientos del país. Así, surge la necesidad de revisar y mejorar los mecanismos de medición del desempeño, lo que impulsa la realización de este estudio.

CAPÍTULO I. EL PROBLEMA

1.1. Tema

Eficiencia Técnica Mediante Análisis Envolvente de Datos del Sector Educativo

1.2. Planteamiento del problema

Desde la aprobación de la nueva Carta Política en octubre de 2008, surgen nuevas directrices para el desarrollo de la nación, la Ley Orgánica de Educación Superior (LOES), publicada en el Registro Oficial el 12 de octubre de 2010, da inicio a una reforma de la Educación Superior en el Ecuador. Con la promulgación de esta ley aparecen nuevos organismos e instituciones de regulación y evaluación, se empieza el Proceso de Acreditación de cada una de las Universidades y Escuelas Politécnicas (Ley Orgánica de Educación Superior, 2010).

El Mandato Constituyente No 14, expedido por la Asamblea Nacional Constituyente del 22 de julio de 2008, establece la obligación del Consejo Nacional de Evaluación y Acreditación (CONEA) para elaborar un informe técnico sobre el nivel de desempeño institucional de los establecimientos de Educación Superior, a fin de garantizar su calidad, para propiciar su depuración y mejora (Asamblea Nacional Constituyente, 2008).

Este Mandato Constituye da una iniciativa orientada a recuperar el rol director, regulador y supervisor del Estado sobre las Instituciones de Educación Superior (Asamblea Nacional Constituyente, 2008). La evaluación de desempeño institucional, realizada por el CONEA entre junio y octubre de 2009, somete a consideración de la Asamblea Nacional varias conclusiones y recomendaciones como una polarización de conceptos y prácticas de las universidades públicas y particulares en torno a aspectos nodales de la calidad de la educación superior, tales como, la conformación de su planta docente, el acceso y permanencia de sus estudiantes y, de manera sustantiva, el Ser de la propia universidad como espacio generador de ciencia y tecnología; un conjunto universitario en transición, en donde

lo “viejo” coexiste con lo “nuevo” y, por lo mismo, exhibe fuertes asimetrías tecnológicas; una universidad fragmentada en sus principios e identidad histórica, con un sector de IES públicas que asumen principios democráticos básicos como parte fundamental de su memoria, identidad y trayectoria histórica; y un sector de universidades privadas emergentes, que se han construido como entidades separadas de esa historia y son reacias a incorporarlo en su gobierno universitario; en el Mandato Constituyente No 14 se indica que el objetivo es proceder a la depuración y así mejorar el Sistema Nacional de Educación Superior (García y Larrán, 2017).

El Consejo de Educación Superior (CEAACES) es el organismo público técnico, con personería jurídica y patrimonio propio, con independencia administrativa, financiera y operativa. Funciona en coordinación con el Consejo de Educación Superior (Consejo de Educación Superior, 2013). Tiene facultad regulatoria y de gestión. Norma la autoevaluación institucional y ejecuta los procesos de evaluación externa, acreditación, clasificación académica y aseguramiento de la calidad cuyo propósito es visibilizar los resultados de aprendizaje que los estudiantes tienen cuando egresan de la carrera; certificar y evidenciar ante la sociedad el nivel de calidad de cada una de las carreras académicas; evidenciar la pertinencia de las carreras con relación a los objetivos de desarrollo, establecidos por las entidades de planificación del desarrollo nacional (Neira, 2010).

Para fines de 2013, el CEAACES presenta el informe general sobre la Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas. Este provoca en algunas instituciones educativas controversia y malestar (Consejo de Educación Superior, 2013), especialmente aquellas que bajan de categoría, que han conservado prestigio institucional (Bijl, 2015). Hasta la actualidad varias son las decisiones que se han tomado frente a la situación presentada por las instituciones después de la Evaluación como son el conocimiento a ejecutar mejoras para poder continuar con sus actividades e incluso el cierre definitivo (Marquis y Peñaherrera, 1994).

La categorización realizada por el CONEA, como por el CEAACES contienen en su proceso de evaluación el análisis de parámetros básicos de calidad con criterios en la estructura de evaluación como: docencia, investigación, medio externo, gestión e infraestructura. En las Instituciones de Educación Superior se experimenta cambios en el Sistema de Evaluación con modelos que cambian desde la evaluación general del 2013, la evaluación del 2015 – 2016 para la recategorización, y el modelo actual para la evaluación del 2018 (García y Larrán, 2017).

Los modelos de evaluación de Universidades y Escuelas politécnicas deben considerar aspectos como la planificación, la ejecución de los procesos sustantivos, la eficiencia académica, la calidad del claustro, entre otros. Los elementos a evaluar coinciden con el modelo vigente que maneja el Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior (CEAACES). Sin embargo, el organismo mejora la precisión de los estándares, que incluyen en ellos elementos que profundizan aspectos del quehacer universitario (Consejo de Acreditación de Universidades y Escuelas Politécnicas, 2013). El CEAACES indica que se han reorganizado indicadores, que se ubican en otros criterios con la finalidad de obtener un modelo más conciso (Moreno, 2009).

Por otro lado, se establece marcos referenciales que permitan analizar la eficiencia académica, así como también respecto a las interpretaciones de los resultados obtenidos (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013). La medición de eficiencia técnica entre las Instituciones de Educación Superior del Ecuador mediante el Análisis Envolvente de Datos (DEA) va a permitir caracterizar a las instituciones mediante una única puntuación de eficiencia de esta forma se propone oportunidades de mejora, para identificar las fuentes y magnitudes de ineficiencia. El análisis DEA posee la capacidad de manejar situaciones de múltiples inputs y outputs expresados en distintas medidas (Moreno y Ruíz, 2010).

El estudio de la eficiencia técnica en la Educación Superior hace uso del Análisis Envolvente de Datos, técnica utilizada en Universidades de Latinoamérica en países como Chile, Bolivia, Argentina, Venezuela, Colombia en Ecuador no ha sido

desarrollado mediante este análisis, esto genera una oportunidad de ampliación del estudio, para aplicar en las Instituciones de Educación Superior ecuatorianas (Gómez et al., 2012).

1.2.1. Formulación del problema

La sociedad se basa cada vez más en el saber, de modo que la enseñanza superior y la investigación son componentes esenciales del desarrollo cultural, socioeconómico y de la viabilidad de los individuos, las comunidades y las naciones (Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura [UNESCO], 1994). Las universidades y otras Instituciones de Educación Superior, especialmente las de países en vías de desarrollo, están confrontando la problemática de servir a una población cada vez mayor de estudiantes, más diversificada social y culturalmente (Silvio, 1998).

Aunado a esto, la educación superior se enfrenta a desafíos y dificultades relativos a su financiación. Por lo que es esencial señalar que las instituciones educativas deben someterse a evaluaciones para medir su desempeño. Sin embargo, dicha evaluación, a diferencia de las empresas, se vuelve más complicada debido a que tienen objetivos diferentes (Pino et al., 2010).

Otro aspecto a considerar en la evaluación del desempeño de la educación superior es el relacionado con la evolución de la demanda en los últimos años, la que se ha visto incrementada. Con el aumento de la matrícula de estudiantes en las universidades públicas y el financiamiento limitado, ya no es una opción para estas instituciones operar a un mayor grado de eficiencia, sino que se ha convertido en una necesidad (Kuah y Wong, 2011).

En consecuencia, como la matrícula en la educación superior continuará su expansión y la financiación pública será cada vez más diluida, sobre todo a medida que aumenta la competencia de los otros receptores de fondos públicos (como la salud y la seguridad pública), las instituciones educativas deben someterse a la rendición de cuentas. En vista de ello, las autoridades se cuestionan sobre si las IES

están utilizando sus recursos de manera productiva (Katharaki y Katharakis, 2010). Por ello, el énfasis se sitúa en la evaluación del desempeño de las universidades.

En este sentido, la investigación busca **¿Cómo evaluar la Eficiencia Técnica, mediante el análisis envolvente de datos (DEA), en las Instituciones de Educación Superior?**

1.2.2. Interrogantes

El sector educativo al tener un fin público, tiene características que hacen difícil la medición de su eficiencia: es sin ánimo de lucro, hay una ausencia de precios de productos e insumos; y, las Instituciones de Educación Superior producen múltiples productos a partir de múltiples insumos (Lovell, 1993). Por lo que, los intereses de los estudiantes y de las otras partes interesadas con respecto a las operaciones de las IES se basan en un desempeño satisfactorio (Pino et al., 2010). De esta forma es necesario saber:

¿Cómo se analiza la información disponible, que presenta el Consejo de Educación Superior del Ecuador, para la aplicación del Análisis Envolvente de Datos?

¿Cómo se caracteriza a cada una de las Unidades Académicas, mediante una única puntuación de eficiencia, para la evaluación de desempeño académico?

¿Cómo combinar la eficiencia DEA y el promedio de los resultados de la evaluación institucional de universidades y escuelas politécnicas para la apreciación de la relación existente?

1.2.3. Delimitación del objeto de investigación

El estudio se llevará a cabo con 54 Universidades del Ecuador. Estas Unidades de estudio están dentro del contexto del sector educativo y están consideradas dentro de la categoría A, B, C y D de acuerdo a la información presentada por el CONEA en el año 2009. El área académica de la investigación es las Ciencias sociales, la

línea de investigación es el estudio cuantitativo de los sectores productivos y el aspecto es el Análisis Envolvente de Datos (entradas, salidas).

Para medir la Eficiencia Técnica de las Unidades se considera la aplicación del modelo DEA, esta técnica permite medir la eficiencia de Unidades de Decisión que realizan actividades homogéneas. Se trata de una técnica de programación lineal no paramétrica que facilita la construcción de una superficie envolvente, frontera eficiente o función de producción eficiente a partir de las Unidades que presenten las mejores prácticas, de manera que pueda medirse la ineficiencia del resto de las Unidades.

1.3. Justificación

Desde el punto de vista de la gestión, conocer el nivel de eficiencia de los sectores de educación resulta de gran interés, la presente investigación tiene por finalidad analizar comparativamente la eficiencia técnica del sector educativo, mediante la técnica de análisis envolvente de datos (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013).

El criterio de selección de input y output para el cálculo de eficiencia técnica en el sector educativo implica la selección de múltiples Unidades que permitirá construir el modelo a conveniencia de utilizarlas para la construcción del modelo de evaluación de la eficiencia. En este trabajo se utilizará el análisis de envoltura de datos (DEA) para evaluar la eficiencia técnica de las Unidades del sector educativo (Kuivanen et al., 2016).

La DEA proporciona una sola medida de eficiencia para cada Unidad (Cooper et al., 2000). Identificará también las causas detrás de las ineficiencias exhibidas por las Unidades de bajo rendimiento, así como los cambios que estas Unidades necesitan hacer para mejorar sus eficiencias (Castaño y González, 2011). En consecuencia, se observa la necesidad de abordar el estudio de la eficiencia técnica en el sector educativo ya que ayudará a entender y plantear algunas acciones que puedan surgir del trabajo, de tal forma que se pueda gestionar adecuadamente los procesos de implantación de mejoras (Aparicio et al., 2017).

1.4. Objetivos

En los acontecimientos a nivel nacional e internacional muestran el interés por el uso eficiente de los recursos públicos asignados a las instituciones de educación superior y la contribución de estas a la sociedad. La productividad académica se hace más relevante para cada país, ya que se reconoce como fundamental en la formación profesional, en la generación de conocimiento y en el desarrollo de las naciones (Quispe y Jordán, 2017).

Este interés lleva a diferentes decisiones y análisis como: evaluaciones independientes que tienen como objetivo mejorar la información a la que acceden los postulantes al sistema universitario, utilización de indicadores académicos para clasificar a las Universidades (García y Larrán, 2017).

Los sistemas de evaluación del desempeño implementados por las universidades buscan alinearse con la productividad y calidad científica, aunque, cuando se analizan en la práctica a nivel de Unidad Académica, las evidencias de productividad científica no guardan completa relación con las calificaciones obtenidas.

1.4.1. Objetivo general

Evaluar la Eficiencia Técnica, mediante el análisis envolvente de datos, en las Instituciones de Educación Superior.

1.4.2. Objetivos específicos

- Analizar la información, que presenta el Consejo de Educación Superior del Ecuador para la aplicación del Análisis Envolvente de Datos.
- Caracterizar a cada una de las Unidades Académicas, mediante una única puntuación de eficiencia, para la evaluación de desempeño académico.

- Combinar la eficiencia DEA y el promedio de los resultados de la evaluación institucional de universidades y escuelas politécnicas para la apreciación de la relación existente.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

Introducción

Las instituciones de educación superior constituyen un factor clave para aumentar la competitividad internacional de su estructura productiva y acceder a un nivel de alta expansión económica de largo plazo (Martínez y Jaya, 2019); asimismo, las universidades públicas son las que mantienen el avance de la ciencia y la tecnología; sin este conocimiento sería altamente improbable que la región alcanzara el desarrollo económico además del impacto directo de la educación en el desarrollo económico de cada nación, también el avance de la ciencia y la tecnología tiene un efecto directo de incremento en el ingreso personal: en general, los más altos niveles de educación alcanzados se asocian a remuneraciones e ingresos más altos (Quispe y Jordán, 2017).

La educación tiene un impacto potencial directo en la igualdad económica de la sociedad (Moreno y Ruíz, 2010) ya que la educación de la población es un factor condicionante del desarrollo económico (Neira, 2010). De esta manera las universidades son las instituciones en las que se forman las personas y se realiza la mayor parte de la investigación y el desarrollo científico y tecnológico de cada país (Moreno, 2009) donde la educación es una estrategia viable para asegurar un desarrollo sostenible ya que genera capital humano y social, y en consecuencia desarrollo humano, lo que mejora la productividad, la convivencia social, avances en la investigación científica y tecnológica, entre otros recursos (García y Larrán, 2017).

La evaluación en las Instituciones de Educación Superior parten de la concepción del modelo de evaluación para la búsqueda del concepto de calidad en la educación superior en general y, en particular, de una definición de la calidad de la educación superior universitaria (Neira, 2010).

2.1. Indicadores del proceso de evaluación de Instituciones de Educación Superior

En el año 1994 se presenta un informe sobre el “Sistema de Evaluación y Acreditación de Instituciones Universitarias” publicado por el CONESUP, en su volumen 8, capítulos V y VI que hacen referencia a la elaboración, sistematización, selección, caracterización y presentación de cuarenta y nueve indicadores (Marquis y Peñaherrera, 1994).

En el año 2003 se presenta un segundo informe sobre “Guía de autoevaluación con Fines de Acreditación para las Universidades y Escuelas Politécnicas del Ecuador” publicado por el CONEA, en donde se presenta ciento setenta y nueve indicadores de calidad (CONEA, 2004). En la publicación realizada por el CONEA en el año 2009 categoriza a las universidades haciendo uso de cincuenta y tres variables (Asamblea Nacional Constituyente, 2008).

Tabla 2.1.
Selección de indicadores significativos

Año	Institución	Informe	Parámetros	Variables o indicadores
1994	CONESUP (Consejo Nacional de Universidades y Escuelas Politécnicas)	Sistema de Evaluación y Acreditación de Instituciones Universitarias	Docencia Investigación Extensión Gestión Bienestar Universitario	49
2003	CONEA (Consejo Nacional de Evaluación y Acreditación)	Guía de autoevaluación con Fines de Acreditación para las Universidades y Escuelas Politécnicas del Ecuador	Gestión administrativa Docencia Investigación Vinculación con la colectividad	179
2009	CONEA (Consejo Nacional de Evaluación y Acreditación)	Evaluación de desempeño Institucional de las Universidades y Escuelas Politécnicas del Ecuador	Academia Estudiantes Investigación Gestión	53

Nota: La información recabada para el estudio tiene el respaldo del Art. 7 de la Ley Orgánica de Transparencia y Acceso a la Información Pública – LOTAIP. Adaptado de “Informes de Rendición de cuentas 2016 de las Universidades Publicas del Ecuador” por CEACES.

Como se muestra en la **Tabla 2.1.** existe similitud en cuanto a los parámetros evaluados, en algunos casos los nombres son planteados de manera diferente. En esta investigación la utilidad que tienen los parámetros se encuentra en la manera considerable con la que se tendrá que manejar la información de cada una de las Instituciones de Educación Superior (IES). Los parámetros analizados que se muestra en el **ANEXO 2** son:

- Academia
- Estudiantes y entorno de aprendizajes
- Investigación
- Gestión

A continuación, se hace una revisión conceptual de los parámetros utilizados para la evaluación de las Instituciones de Educación Superior.

2.1.1. Academia

Alude a las condiciones fundamentales para el ejercicio de una docencia universitaria de calidad. Tiene por objetivo establecer distinciones con docentes de otros niveles de enseñanza del sistema educativo nacional, así como tomar en cuenta la idea de que la docencia universitaria debe constituirse en una verdadera comunidad científica profesional y artística con autoridad, reconocimiento, legitimidad y debida protección en su medio (Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, 2013).

Planta docente. – se refiere a la formación académica del docente en las IES. A su vez se traduce en tres indicadores; nivel académico que tiene por objeto distinguir la planta docente que alcanzo el título de posgrados respecto al total de docentes; categoría de posgrado que distingue la formación entre maestría y especialización; doctorado que identifica la formación de profesores en este tipo de programas (Manzo et al., 2006).

Dedicación. – mide la cantidad de atención que la institución decide ponerle al proceso de enseñanza-aprendizaje de los estudiantes y al desarrollo de actividades complementarias (no docentes) que mejoran esa labor (Muñoz et al., 2016). Los subcriterios son docente a tiempo completo aquí se analiza la cantidad de docentes a dedicación exclusiva y a tiempo completo, la relación entre el número de estudiantes y esos docentes y la cantidad de horas promedio semanales de clase que dicta un docente tiempo completo; el que se refiere a los Docentes a Tiempo Parcial

aquí se analiza tanto la cantidad de docentes a tiempo parcial como la cantidad de horas promedio semanales de clase que dicta un docente a tiempo parcial se integra, además el índice denominado Calidad de dedicación que analiza el trabajo no docente realizado por la planta de profesores de las IES (Manzo et al., 2006).

Carrera docente. – constituye los deberes y derechos de los docentes y la institucionalización de dicha carrera (Pascual, 1999).

Vinculación con la colectividad. – se integran tres indicadores, la cantidad de este tipo con que cuentan las IES, los docentes y estudiantes que participan en ellos (Muñoz et al., 2016).

2.1.2. Estudiantes y entorno de aprendizajes

La centralización de los estudiantes y de los aprendizajes propuestos por los nuevos modelos pedagógicos y evaluativos a nivel mundial (Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, 2013).

Deberes y derechos. – se desagrega en acceso que involucra la relación entre el sistema de educación superior, la estructura social y el sistema político, pero también la garantía de excelencia académica; reglamentación se refiere a la existencia de normas orientadas a asegurar un gobierno universitario democrático así como de reglas formalizadas para la admisión y la graduación estudiantil y titulación, orientado a evaluar la eficiencia terminal de la universidad a través de la tasa de titulación y tiempo de titulación (Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, 2013).

SopORTE académico. – son aspectos técnicos, que buscan evaluar las facilidades de biblioteca, laboratorios y tecnologías de la información y comunicación que las universidades deben brindar a sus estudiantes para su óptimo desempeño (Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, 2013).

2.1.3. Investigación

Los procesos de investigación en las instituciones de educación superior del país, son entendidos como un factor fundamental para darse a conocer e incidir en los cambios y requerimientos que el país tiene a lo largo del tiempo. En dichos procesos participan de manera intensiva tanto estudiantes como docentes (Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, 2013).

Políticas de investigación. – se refiere a las políticas de investigación trazadas por la IES, que se traducen en la formulación de líneas de investigación y en el desarrollo y consolidación de un núcleo docente como factor decisivo en la implementación de una estrategia de investigación por parte de las universidades (Muñoz et al., 2016). El otorgamiento de licencias, sabáticos y la concesión de becas de investigación a las y los docentes son los dos indicadores seleccionados para medir el nivel de compromiso de una IES con la formación de su planta de docentes-investigadores (Pascual, 1999).

Praxis investigativa. – considera los factores básicos que permiten establecer la intensidad o nivel de implementación de las políticas de investigación (Pascual, 1999). El número de proyectos de investigación que lleva a cabo la IES, el nivel de participación de los docentes y el grado de involucramiento de los estudiantes en las actividades de investigación y fondos de investigación este distingue los recursos que una IES asigna a sus actividades de investigación (Muñoz et al., 2016).

Pertinencia. – enfocado a la evaluación de los alcances y logros de investigación (Muñoz et al., 2016).

2.1.4. Gestión

Las actividades que cada institución de educación superior realiza, se desarrollan dentro de un marco de normas y como se las desarrolle en cada actividad es considerada como la Gestión de dicha institución, de igual manera requiere de

recursos tanto económicos como humanos (Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, 2013).

Organización/gestión. – los criterios adaptados para el presente análisis son seleccionados bajo la perspectiva de organizaciones pertinentes con un papel fundamental que desempeñar en la construcción social (Muñoz et al., 2016). El primer criterio se refiere a políticas institucionales y se centra en dos aspectos que están sintetizados en dos indicadores: acción afirmativa y egresados; el segundo criterio que interviene en el análisis, la gestión interna de las IES, incluye la gestión del presupuesto y el segundo que se refiere al patrimonio de la universidad como evidencia de su consolidación como una organización financiera sólida (Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, 2013).

Infraestructura. – cualquiera que sea una actividad, necesita de un espacio óptimo en donde desarrollarse a más de necesitar recursos; es por esto que la infraestructura que cada institución de educación superior posee será indispensable para el buen desarrollo de cada una de las actividades sean estas académicas e investigativas (Consejo de Evaluación, Acreditación y Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, 2013).

2.2. Eficiencia

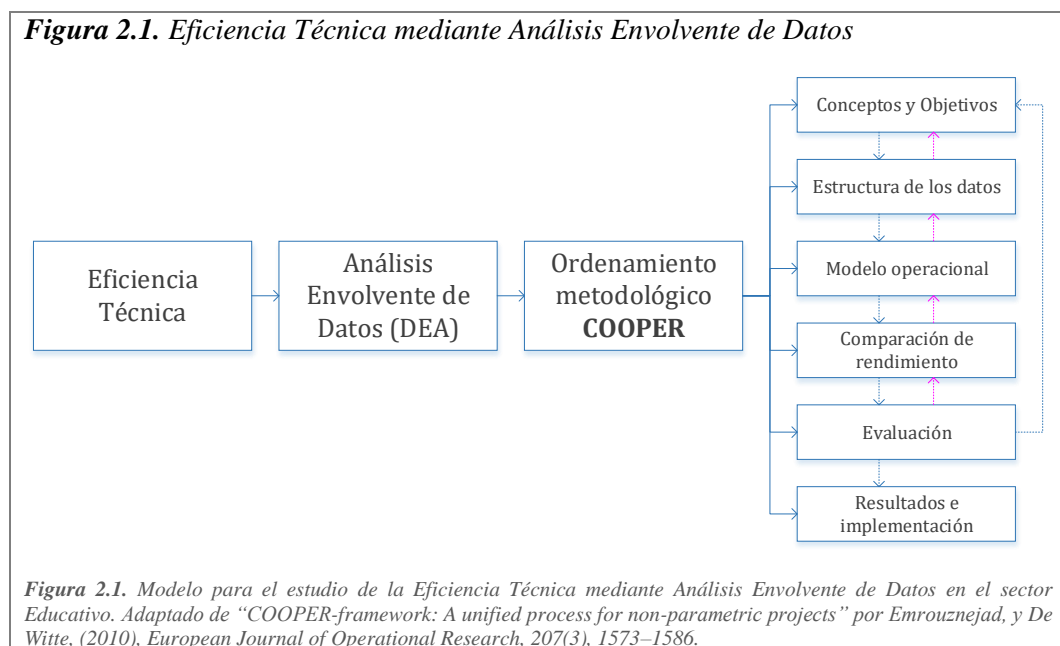
Desde el contexto de la investigación se pretende evaluar la eficiencia en un conjunto de Unidades del Sector Educativo, para esto necesario revisar el concepto de eficiencia, desde el punto de vista de econometría. La teoría económica define el concepto de eficiencia como parte del principio de escasez de recursos (Calderón, Ríos, y Ceccarini, 2008).

Esto significa, que la actividad humana es eficiente si aprovecha los escasos recursos disponibles para obtener el máximo beneficio (Calvo, Pelegrín, y Gil, 2018). En el caso, de la actividad empresarial, maximiza los productos o bien minimiza los costos (Castaño y González, 2011).

Sin embargo, la eficiencia no tiene que ver con el volumen de recursos utilizados, ni de productos obtenidos; sino la relación entre estas dos medidas (Rojas, Jaimes, y Valencia, 2018). Por tanto, la Unidad es eficiente si produce en una escala de tamaño óptima, que le permita la menor utilización de insumos posible para obtener la mayor cantidad de productos (Córdova y Alberto, 2018).

Por definición, es un concepto relativo que se obtiene por comparación con otras alternativas posibles, es decir, la medición de la eficiencia necesita un referente óptimo que compara el desempeño de las entidades. Por tanto, el escenario válido para medir la eficiencia en las organizaciones, es comparar su desempeño con las empresas del sector que producen bienes o servicios similares (Quindós et al., 2003).

Bajo esta propuesta, de eficiencia a continuación, se plantea la revisión de los factores que se investiga para el estudio de la Eficiencia Técnica mediante Análisis Envoltante de Datos en el sector Educativo necesarios para el desarrollo de la investigación, que se muestra en la **figura 2.1**.



2.2.1. Eficiencia Técnica

La eficiencia técnica tiene relación con el uso de los factores de producción que utiliza una organización de forma técnica (Silvestre y Chamú, 2015). Para esto, se identifican dos enfoques: 1) eficiencia técnica con orientación input¹, y 2) eficiencia técnica con orientación al output² (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013). En la primera, se toma como Unidad de referencia aquella Unidad eficiente que produce el mismo output que la Unidad evaluada. En la segunda, la Unidad eficiente tomada como referencia es aquella que utiliza las mismas cantidades de inputs que la Unidad evaluada (Toro et al., 2010).

2.3. Análisis envolvente de datos

El Análisis por Envoltura de Datos (DEA) es una técnica de programación matemática, permite calcular el índice de eficiencia técnica, que resuelve un programa matemático de optimización (Coll y Blasco, 2006). Además, propone resolver un programa lineal para cada DMU³ observada (Quesada Ibargüen, 2003).

En contraste con los enfoques paramétricos⁴ como el análisis de regresión que ajusta los datos mediante un plano de regresión. El DEA optimiza cada observación individual, con el propósito de contribuir un conjunto frontera determinado por las DMUs Pareto-eficientes; aquellas en una posición que es imposible mejorar su output sin deteriorar la cantidad de input utilizado o viceversa; en posición a los enfoques estadísticos basados en promedios de los parámetros, el DEA se centra en las observaciones individuales (Pattanamekar, et al., 2011).

El DEA pertenece a los llamados métodos de fronteras, evalúa la producción respecto a las funciones de producción (Schuschny, 2007). La relación técnica transforma los factores en producto; es decir, el máximo nivel de output alcanzable

¹ Insumos

² Productos

³ Una DMU puede definirse como una entidad responsable de convertir los insumos en la(s) producción(es) y cuyos resultados deben ser evaluados.

⁴ Las pruebas paramétricas asumen distribuciones estadísticas subyacentes a los datos. Por tanto, deben cumplirse algunas condiciones de validez, de modo que el resultado de la prueba paramétrica sea fiable.

con una cierta combinación de inputs, o el mínimo de inputs necesarios para la producción de nivel de output (Berrío y Muñoz, 2005).

En modelos no paramétricos como el DEA, el análisis de eficiencia no requiere hipótesis sobre la frontera de producción, se define la eficiencia de una Unidad productiva con respecto a las Unidades observadas con mejor comportamiento (Pino et al., 2010).

El análisis se centra en la identificación del mejor comportamiento en lugar del comportamiento medio, como se trata desde un enfoque estadístico, como, el análisis de regresión (Martínez et al., 2012).

El concepto DEA se desarrolla alrededor de que la eficiencia de una DMU se determina por su habilidad para transformar los inputs en outputs deseados (Pino et al., 2010).

La eficiencia se evalúa en relación con otras DMUs, no es posible establecer si las DMUs evaluadas están optimizando el uso de sus recursos aplicados en la producción de outputs (Quesada, 2003).

Matriz de inputs

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix}$$

Matriz de outputs

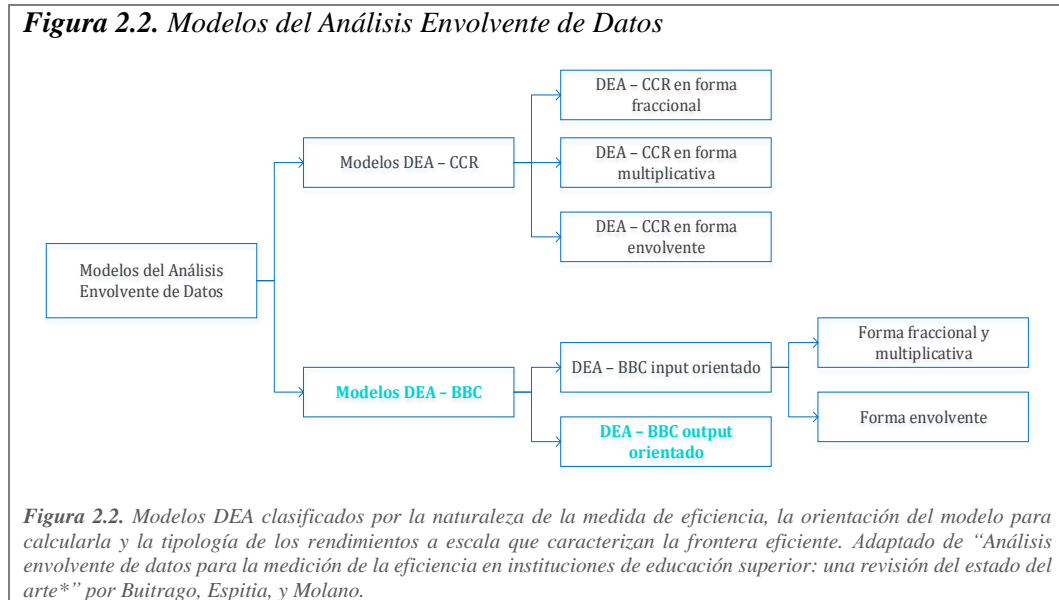
$$Y = \begin{pmatrix} y_{11} & \cdots & y_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & \cdots & y_{mn} \end{pmatrix}$$

Matriz mxn de medida de los inputs designada por X y matriz sxn de medida del producto designada por Y. (Toro et al., 2010).

El modelo se formaliza al asumir que hay n DMUs a ser evaluadas, cada una consume m inputs diferentes para producir s outputs diferentes. La DMU _{j} utiliza un monto de $X_j = x_{ij}$ inputs ($i = 1, \dots, m$) y produce un monto de $Y_j = y_{kj}$ productos ($k = 1, \dots, s$). La matriz $s \times n$ de medida del producto se designa por Y , y la $m \times n$ de medida de los inputs se designa por X , además se asume que $x_{ij} > 0$, $y_{kj} > 0$. (Toro et al., 2010).

2.3.1. Modelos de Análisis Envoltente de Datos

La **figura 2.2.** muestra los modelos DEA, diferenciados, por la naturaleza de la medida de eficiencia, la orientación del modelo para calcular la tipología de los rendimientos a escala que caracterizan la frontera eficiente (Buitrago et al., 2017).



2.3.1.1. Modelo DEA-CCR⁵

El modelo DEA-CCR, fue desarrollado por Charnes, Cooper y Rhodes en 1978; proporciona medidas de eficiencia radiales, Inputs u Outputs orientadas y supone: convexidad, eliminación de Inputs u Outputs, y rendimientos constante a escala; y se expresa de tres formas distintas: fraccional, multiplicativo y envolvente (Charner et al., 1978).

2.3.1.1.1. Modelo DEA-CCR en forma fraccional

En DEA, la eficiencia técnica (relativa) de cada Unidad es el cociente entre la suma ponderada de los Outputs $\sum_{r=1}^s u_r y_{r0}$ y la suma ponderada de los Inputs⁶ $\sum_{r=1}^m v_i x_{i0}$ (Martín Rivero, 2006).

⁵ Denominado de esta forma por haber sido desarrollado por Charnes, Cooper y Rhodes en el año de 1978.

⁶ Es habitual encontrar la eficiencia definida como el cociente entre Output virtual (Output ponderado) y el Input virtual (Input ponderado).

El modelo DEA–CCR orientación Inputs expresado en términos de cociente es:

Modelo 2.1. Modelo DEA–CCR Inputs orientado, expresado en términos de cociente.

$$\text{Max}_{u,v} h_0 = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{i0}}$$

Sujeto a:

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$u_r, v_i \geq 0$$

Donde⁷:

1. Se consideran n Unidades $j = 1, 2, \dots, n$, cada una de las cuales utilizan los mismos Inputs (en diferentes cantidades) para obtener los mismos Outputs (en diferentes cantidades).
2. x_{ij} ($x_{ij} \geq 0$) representa las cantidades de Inputs i ($i = 1, 2, \dots, m$) consumidos por la j -ésima Unidad.
3. x_{i0} representa la cantidad de Inputs i consumidos por la Unidad que es evaluada, Unidad₀.
4. y_{rj} ($y_{rj} \geq 0$) representa las cantidades observadas de Outputs r ($r = 1, 2, \dots, s$) producidos por la j -ésima Unidad.
5. y_{r0} representa la cantidad de Outputs obtenido por la Unidad que es evaluada, Unidad₀.
6. u_r , ($r = 1, 2, \dots, s$) y v_i ($i = 1, 2, \dots, m$) representa los pesos (o multiplicadores) de los Outputs e Inputs respectivamente.

Modelo 2.1: Problema no lineal, pretende obtener el conjunto óptimo de pesos (o multiplicadores) $\{u_r\}$ y $\{v_i\}$ que maximicen la eficiencia relativa, h_0 de la Unidad₀ definida como el cociente entre la suma ponderada de Outputs y la suma ponderada de Inputs, sujeto a la restricción de que ninguna Unidad puede tener una puntuación mayor que uno usando estos mismos pesos. Los pesos serán diferentes entre las distintas Unidades. Adaptado de "A comparison of statistical and participatory clustering of smallholder farming systems e A case study in Northern Ghana" por Kuivanen, Michalscheck, Descheemaeker, y Adjei-nsiah (2016). *Journal of Rural Studies*.

Si la solución óptima es $h_0^* = 1$ indica que la Unidad evaluada es eficiente en relación con las otras Unidades (Pino et al., 2010). Si $h_0^* < 1$, la Unidad es ineficiente. En este caso, las Unidades que con los mismos pesos u_r y v_i asignados a la Unidad ineficiente, que es evaluada resulten ser eficientes se denominan pares. Estos pares son el denominado conjunto de referencia eficiente de la Unidad ineficiente y son la referencia para la mejora de la Unidad ineficiente (Kuivanen et al., 2016).

Se sustituye la condición de no-negatividad $u_r, v_i \geq 0$ del **modelo fraccional 2.1** Modelo DEA–CCR Inputs orientado, expresado en términos de cociente, por la condición de positividad estricta $u_r, v_i \geq \varepsilon$, donde ε es un infinitésimo no-arquimedeo (Charnes et al., 1985). El motivo es evitar que una Unidad, pese a presentar $h_0^* = 1$ sea caracterizada de manera incorrecta como eficiente al obtener en la solución óptima algún peso u_r y/o v_i el valor cero es, el correspondiente Input

⁷ Esta notación se utiliza en todo el texto de los modelos DEA.

y/u Output obviado en la determinación de la eficiencia (Giokas, 1991). De esta forma, el modelo fraccional se expresa de la siguiente forma:

Modelo 2.2. Modelo DEA–CCR en forma fraccional.

$$\text{Max}_{u,v} h_0 = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{i0}}$$

Sujeto a:

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$u_r, v_i \geq \varepsilon$$

Modelo 2.2: En cuanto a los pesos óptimos (u_r^ y v_i^*), debe tenerse en cuenta que los valores de éstos diferirán de una Unidad a otra, puesto que el modelo debe ser resuelto para cada una de las n Unidades, cada una de las cuales busca, a su vez, los mejores pesos que maximicen su eficiencia. Adaptado de "Bank Branch Operating Efficiency: A comparative application of DEA and the loglineal model" por Giokas, (1991), 19(6), 549-557.*

Un inconveniente que plantea el problema que se representa en el **modelo 2.2** Modelo DEA–CCR en forma fraccional, genera un número infinito de soluciones óptimas; si (u_r^* y v_i^*) es óptimo entonces (βu_r^* , βv_i^*) también es óptimo para $\beta > 0$ (Charner et al., 1994).

2.3.1.1.2. Modelo DEA–CCR en forma multiplicativa

El modelo DEA–CCR Inputs orientado en forma de cociente recogido en el **modelo 2.2** Modelo DEA–CCR en forma fraccional, puede ser linealizado al seguir la transformación lineal de Charnes y Cooper, que selecciona la solución (μ , δ) para que $\sum_{i=1}^m \delta_i x_{i0} = 1$ (Charner et al., 1994). Al realizar el cambio de variable, se tiene:

Modelo 2.3. Modelo DEA–CCR Inputs orientado en forma de cociente.

$$u_r = t \cdot u_r$$

$$\delta_i = t \cdot v_i \quad \text{para } t > 0$$

$$t = \frac{1}{\sum_{i=1}^m v_i x_{i0}}$$

Modelo 2.3: En el modelo puede ser linealizado siguiendo la transformación lineal de Charnes y Cooper (1962), que selecciona la solución (μ , δ) para que $\sum_{i=1}^m \delta_i x_{i0} = 1$. Adaptado de "Data Envelopment Analysis. A comprehensive text with models, aplicaciones, references and DEA-Solver software" por Cooper, Seiford, y Tone, (2000). Kluwer Academic Publishers, Boston.

Y al sustituir en el **modelo 2.2** Modelo DEA–CCR en forma fraccional, se obtiene el problema lineal equivalente, conocido como modelo en forma multiplicativa (Giokas, 1991), puede escribirse como:

Modelo 2.4. Modelo en forma multiplicativa.

$$\text{Max}_{\mu, \nu} w_0 = \sum_{r=1}^s \mu_r y_{r0}$$

Sujeto a:

$$\sum_{i=1}^m \delta_i x_{i0} = 1$$

$$\sum_{r=1}^s \mu_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m \delta_i x_{ij} \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$\mu_r, \delta_i \geq \varepsilon$$

Modelo 2.4: Problema lineal equivalente, conocido como modelo en forma multiplicativa. Adaptado de “Data Envelopment Analysis. A comprehensive text with models, applications, references and DEA-Solver software” por Cooper, Seiford, y Tone, (2000). Kluwer Academic Publishers, Boston.

El Input virtual en el **modelo 2.4** Modelo en forma multiplicativa, ha sido normalizado a la Unidad $\sum_{i=1}^m \delta_i x_{i0} = 1$; ésta se conoce como restricción de normalización (Giokas, 1991). La solución del problema dado por el **modelo 2.4** Modelo en forma multiplicativa, que nuevamente debe ser resuelto para cada Unidad, determina los valores óptimos de los pesos u_r y δ_i , esto es, u_r^* y δ_i^* (Charnes et al., 1985). Cualquier múltiplo de estos valores óptimos será óptimo en el **modelo 2.2** Modelo DEA–CCR en forma fraccional.

El **modelo 2.4** Modelo en forma multiplicativa puede expresarse matricialmente como:

Modelo 2.5. Modelo en forma matricial.

$$\text{Max}_{\mu, \delta} w_0 = \mu^T y_0$$

Sujeto a:

$$\delta^T x_0 = 1$$

$$\mu^T Y - \delta^T X \leq 0$$

$$\mu^T, \delta^T \geq I\varepsilon$$

Donde:

1. Y es una matriz de Outputs de orden $(s \times n)$.

$$Y = \begin{pmatrix} y_{11} & \cdots & y_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{s1} & \cdots & y_{sn} \end{pmatrix}$$

2. y_0 representa el vector Output de la Unidad que está siendo evaluada.

3. X es una matriz de Inputs de orden $(m \times n)$.

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix}$$

4. x_0 representa el vector Inputs de la Unidad que está siendo evaluada.

5. μ es el vector $(s \times 1)$ de pesos Outputs y δ es el vector $(m \times 1)$ de pesos Inputs.

Modelo 2.5: El paso de un problema fraccional a un problema lineal consiste en normalizar el denominador (o numerador) de la función objetivo del primero. Adaptado de "Data Envelopment Analysis. A comprehensive text with models, applications, references and DEA-Solver software" por Cooper, Seiford, y Tone, (2000). Kluwer Academic Publishers, Boston.

2.3.1.1.3. Caracterización de la eficiencia

La Unidad₀, es calificada de eficiente si $w_0^* = 1$ y existe al menos un óptimo (μ^*, δ^*) , una puntuación de eficiencia $w^* < 1$ si existe, al menos una Unidad que satisface la restricción $\sum_{i=1}^s \mu_r y_{rj} = \sum_{i=1}^m \delta_i x_{ij}$ para los (μ^*, δ^*) (Jaime, 2016).

El conjunto de Unidades de referencia de la Unidad evaluada, Unidad₀, es la existencia de estas Unidades las que fuerzan a la Unidad₀ a ser ineficiente (Cooper et al., 2000).

2.3.1.1.4. Significado de los pesos

En DEA se hace referencia a los términos: 1) Input virtual; 2) Output virtual (Cook y Zhu, 2006). El primero se refiere a la suma ponderada de los Inputs $(\sum_{i=1}^m \delta_i, x_{i0})$. El segundo, de forma análoga, hace referencia a la suma de Outputs ponderado $(\sum_{i=1}^s \mu_r, y_{r0})$ (Quindós et al., 2003). En la forma fraccional, la eficiencia suele definirse como el cociente entre el Output virtual y el Input virtual (Cooper et al., 2000).

En la forma multiplicativa, el Input virtual se encuentra normalizado a la Unidad $(\sum_{i=1}^m \delta_i x_{i0} = 1)$ (Jaime, 2016). Mientras el Output virtual es igual a la puntuación de eficiencia $(\sum_{i=1}^s \mu_r y_{r0} = w_0)$ (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013). En

consecuencia, es posible determinar la importancia (contribución) de cada Inputs ($\delta_i^* x_{i0}$) respecto del total ($\sum_{i=1}^m \delta_i^* x_{i0} = 1$).

Así, la contribución de cada Output ($\mu_i^* y_{r0}$) a la puntuación de eficiencia ($\sum_{i=1}^m \mu_i^* y_{r0} = w_0^*$); estos resultados proporcionan indicaciones de la medida de las variables Input y Output usados en la determinación de la eficiencia, como medida de la sensibilidad de las puntuaciones de eficiencia (Cooper et al., 2000).

2.3.1.1.5. Modelo DEA-CCR en forma envolvente

Para el programa lineal original (programa primal) existe otro programa lineal asociado, denominado programa dual, utilizado para determinar la solución del problema primal (Coelli et al., 1998).

Tabla 2.2.

Correspondencia entre primal y dual, el modelo DEA-CCR

Restricción primal (modelo 3)	Variable dual (modelo 5)	Restricción dual (modelo 5)	Variable dual (modelo 4)
$\delta^T x_0 = 1$	θ	$Y\lambda \geq y_0$	$\delta^T \geq 0$
$\mu^T Y - \delta^T X \leq 0$	$\lambda \geq 0$	$\theta x_0 - X\lambda \geq 0$	$\mu^T \geq 0$

Nota: Existe una variable dual por cada restricción primal y una restricción dual por cada variable primal, en la tabla se facilita la correspondencia entre primal y dual, el modelo DEA-CCR Input orientado en su forma envolvente.

Nótese que se asocia la variable dual θ con la restricción que normaliza el Input virtual; se puede pasar del modelo DEA-CCR Input orientado primal (en forma multiplicativa) al dual, en el modelo DEA es frecuente referirse como modelo en forma envolvente (Coelli et al., 1998).

Modelo 2.6. Modelo en forma envolvente.

$$\text{Min}_{\theta, \lambda} z_0 = \theta$$

Sujeto a:

$$Y\lambda \geq y_0$$

$$\theta X_0 \geq X\lambda$$

$$\lambda \geq 0$$

Donde:

1. λ es el vector (nx1) de pesos o intensidades, $\lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{pmatrix}$. Así, λ_j es la intensidad de la Unidad j.
2. θ denota la puntuación de eficiencia (técnica) de la Unidad₀.

Modelo 2.6: El problema dado por el modelo debe ser resuelto para cada una de las n Unidades objeto de análisis. En la mayor parte de las aplicaciones DEA, el modelo empleado en la evaluación de eficiencia es de forma envolvente. El motivo es evidente; el programa lineal DEA-CCR primal Input orientado, viene definido por un número de restricciones igual a n + 1. Sin embargo, el programa lineal DEA-CCR dual Input orientado está sujeto a s + m restricciones. Por tanto, como el número de Unidades con las que se trabaja suele ser mucho mayor que el número total de Inputs y Outputs, esta razón por la que el modelo DEA-CCR dual es el problema preferido para ser resuelto. Adaptado de "An introduction to efficiency and productivity analysis" por Coelli, Prasada, y Battese, (1998). Kluwer Academic Publishers, Boston.

2.3.1.2. Modelo DEA-BBC⁸

El modelo DEA-BBC, denominado así por ser desarrollado por Banker, Charnes y Cooper (1984); considera rendimientos constantes a escala (Soares, et al., 2017). El modelo DEA-BCC disminuye este supuesto, que en ocasiones resulta excesivamente restrictivo e irreal, permite que la tipología de rendimiento a escala que en un momento determinado caracterice la tecnología sea variable, es decir: constante, creciente o decreciente (Lovell, 1993).

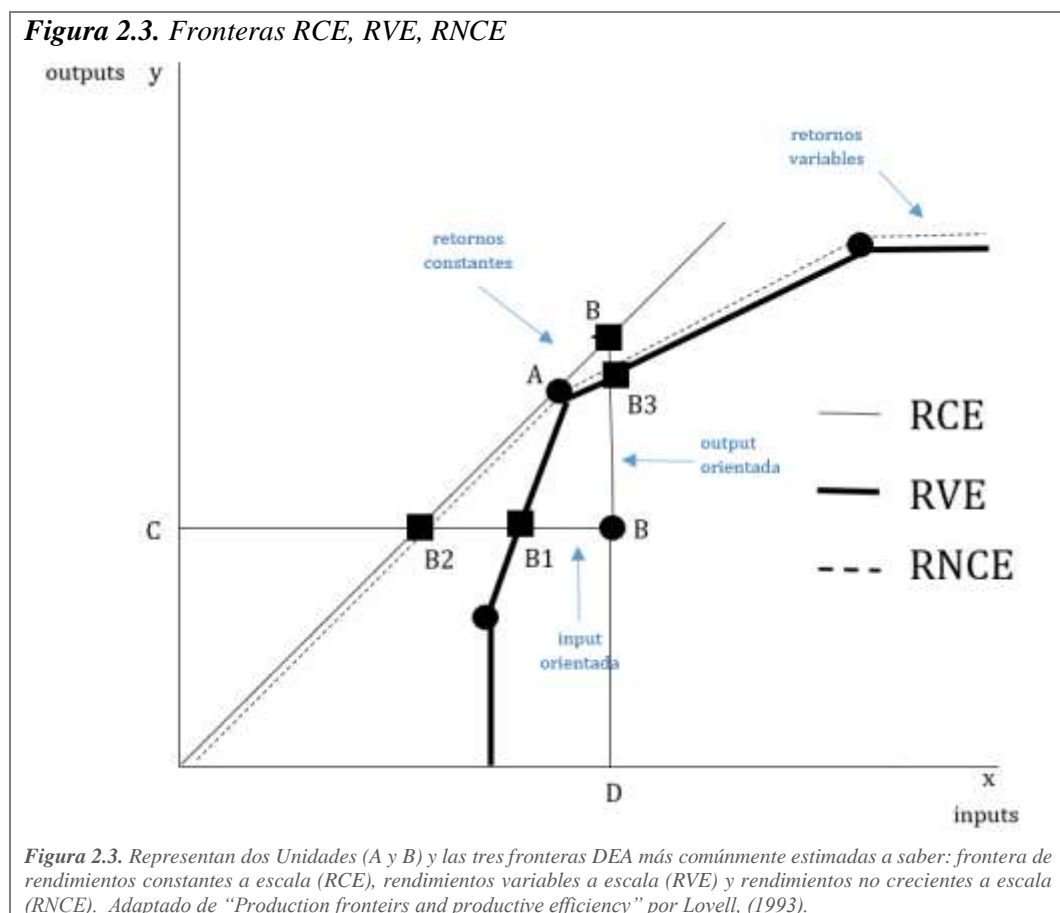
La incorporación de los rendimientos a escala: descomposición de la eficiencia técnica, en eficiencia técnica pura y eficiencia escala

Para evaluar la eficiencia de un conjunto de Unidades es necesario identificar la naturaleza del rendimiento a escala que caracteriza la tecnología de producción (Castaño y González, 2011). Los rendimientos a escala indican los incrementos de la producción, que son resultado del incremento de todos los factores de producción en el mismo porcentaje y pueden ser constantes, crecientes o decrecientes (Lovell, 1993). Para el caso de un Input y un Output, en la *figura 2.3*. Fronteras RCE, RVE, RNCE, adaptada de (Lovell, 1993), se representan dos Unidades (A y B) y las tres fronteras DEA más comúnmente estimadas: frontera de rendimientos constantes a escala (RCE); rendimientos variables a escala (RVE) y rendimientos no crecientes a escala (RNCE) (Lovell, 1993).

⁸ Se denomina de esta forma por ser desarrollado por Banker, Charnes y Cooper en el año de 1984.

En la **figura 2.3**. Fronteras RCE, RVE, RNCE hace referencia la Unidad B, en la frontera estimada bajo rendimientos variables a escala (RVE) está más cerca de la envoltura lineal convexa que la frontera estimada que supone rendimientos no crecientes a escala (RNCE) y es próxima a rendimientos constantes a escala (RCE) (Lovell, 1993).

Por tanto, la eficiencia técnica Input/Output estimada mediante el modelo DEA-CCR, que considera RVE, en no-menor que la eficiencia técnica Input/Output pura (Pino et al., 2010), estimada mediante el modelo DEA-CCR, que considera RCE. Esta última, es una medida de eficiencia técnica global (ETG)⁹, puede ser descompuesta en eficiencia técnica pura (ETP) y eficiencia escala (EE); la noción económica de rendimientos a escala se relaciona con la EE (Lovell, 1993).



⁹ No se debe confundir con el concepto de eficiencia económica (o global). Aquí se hace referencia a la evaluación de la eficiencia técnica (productiva).

La eficiencia de la Unidad B, dada por el cociente $CB2/CB$ bajo los supuestos de rendimientos constantes o no crecientes a escala (Pattanamekar et al., 2001). Mientras que, si la Unidad B opera con tecnología de rendimientos variables, la eficiencia está dada por $CB1/CB$ (Coelli et al., 1998). La diferencia entre una medida y otra, en este caso la distancia B2 y B1, es la EE, es interpretada como la parte de la ineficiencia presente en ETG que obedece a la escala de producción de la empresa que se evalúa, es el resultado de descontar a la ETG la ETP (Lovell, 1993). Por tanto, se tiene que:

$$ETG^{10} = ETP \cdot EE$$

$$\frac{CB2}{CB} = \frac{CB1}{CB} \cdot \frac{CB2}{CB1}$$

La eficiencia técnica global ETG descompuesta en eficiencia técnica pura (ETP) y eficiencia escala (EE). (Gómez et al., 2012)

Se establece que la frontera RCE es restrictiva y produce un menor número de Unidades eficientes (Gómez et al., 2012). Así, como puntuaciones menores de eficiencia entre todas las Unidades (Schuschny, 2007). La eficiencia Input y Output bajo RVE no son iguales (Quindós et al., 2003).

Para esto, resulta conveniente tener presente que la frontera RCE es más restrictiva y produce, un menor número de Unidades eficientes (Norman y Stoker, 1991). Así, como puntuaciones menores de eficiencia entre todas las Unidades; la eficiencia Input y Output bajo RVE no son iguales (Lovell, 1993).

2.3.1.2.1. Formulación del modelo DEA–BCC Input orientado

El modelo de Banker, Charner y Cooper (1984), es una extensión del modelo DEA–CCR. La diferencia entre el modelo DEA–CCR y DEA–BBC es el supuesto de

¹⁰ La eficiencia técnica global puede ser descompuesta en eficiencia técnica pura (ETP) y eficiencia escala (EE). Si $EE=1$ entonces $ETG=ETP$, lo que indica que la Unidad no presenta ineficiencias de escala y, por tanto, opera en una escala óptima. Si la Unidad B presentase ineficiencia de escala ($EE<1$) se tendría que comparar la frontera de rendimientos variables con la frontera de rendimientos no crecientes para determinar si dicha Unidad opera bajo rendimientos crecientes o decrecientes a escala.

rendimiento variable a escala, y se considera rendimientos a escala (Norman y Stoker, 1991).

2.3.1.2.2. Forma fraccional y multiplicativa

La forma fraccional del modelo DEA–BCC, es su versión Input orientada, expresado según el modelo:

Modelo 2.7. Forma fraccional del modelo DEA–BCC.

$$\text{Max}_{(u,v,k)} h_0 = \frac{u^T y_0 + k_0}{V^T X_0}$$

Sujeto a:

$$\frac{U^T Y_j + k_0}{V^T X_j} \leq 1 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$u^T, V^T \geq I\epsilon$$

k_0 no restringida

Modelo 2.7: Si se comparan los modelos se observa como la definición de la medida de eficiencia bajo el supuesto de rendimientos variables a escala, $h_0 = \frac{u^T y_0 + k_0}{v^T x_0}$, es similar a aquella que se supone rendimientos constantes a escala, $h_0 = \frac{u^T y_0 + k_0}{v^T x_0}$. Adaptado de “Data envelopment analysis. The assessment of performance” por Norman, y Stoker, (1991). John Wiley & Sons. Chichester, England.

Si se compara el **modelo 2.7** Forma fraccional del modelo DEA–BCC con el **modelo 2.2** Modelo DEA–CCR en forma fraccional, la definición de la medida de eficiencia bajo el supuesto de rendimientos variables a escala, $h_0 = \frac{u^T y_0 + k_0}{v^T x_0}$, es similar a aquella que se supone rendimientos constantes a escala, $h_0 = \frac{u^T y_0 + k_0}{v^T x_0}$ (Norman y Stoker, 1991).

La diferencia entre una y otra medida de eficiencia escrita en el segundo caso al valor del Output ponderado (Output virtual) se le suma el termino constante, k_0 (supuesto de rendimientos constantes toma el valor de cero) (Lovell, 1993). Este término constante es el valor del intercepto (k) en el eje Output (y) de la proyección de cada segmento (o cara) que define la frontera (Pino et al., 2010), como se muestra

en la **figura 2.4.** diferencia entre una y otra medida de eficiencia (Norman y Stoker, 1991).

Figura 2.4. Diferencia entre una y otra medida de eficiencia.

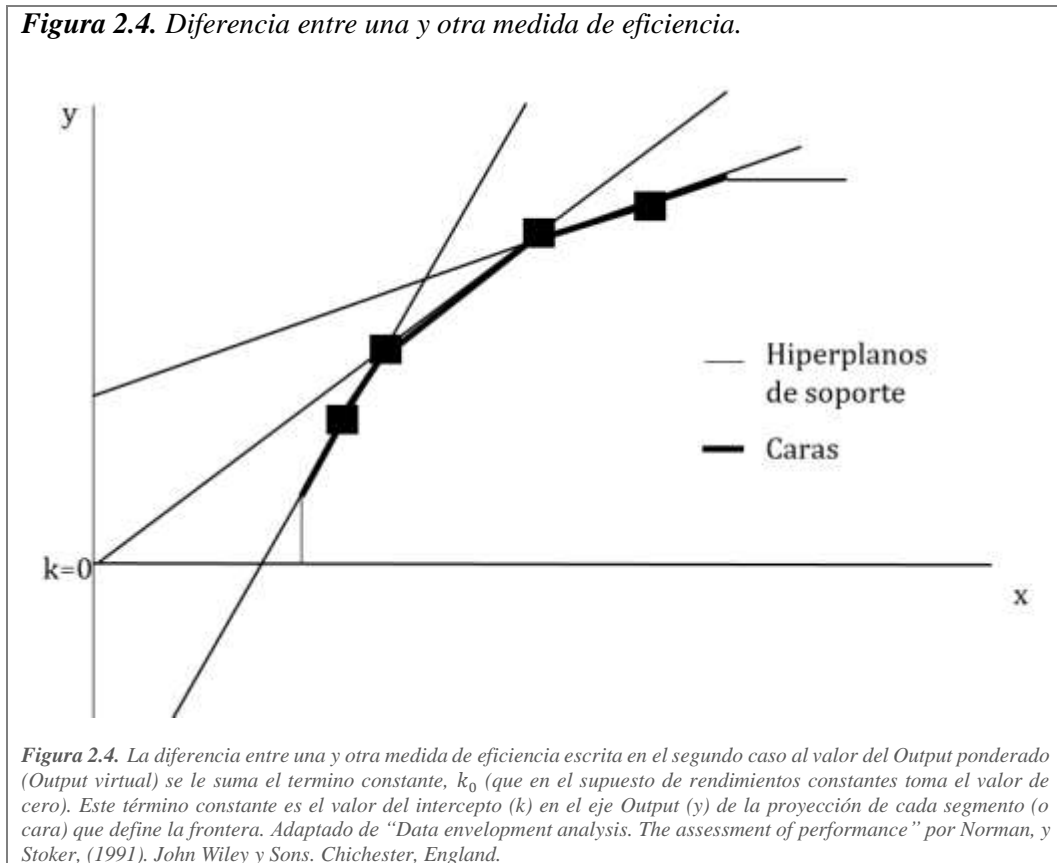


Figura 2.4. La diferencia entre una y otra medida de eficiencia escrita en el segundo caso al valor del Output ponderado (Output virtual) se le suma el término constante, k_0 (que en el supuesto de rendimientos constantes toma el valor de cero). Este término constante es el valor del intercepto (k) en el eje Output (y) de la proyección de cada segmento (o cara) que define la frontera. Adaptado de "Data envelopment analysis. The assessment of performance" por Norman, y Stoker, (1991). John Wiley y Sons. Chichester, England.

La formulación general de la medida de eficiencia es la suma ponderada de (Outputs + constante k /suma ponderada de inputs); para que sea la solución óptima del **modelo 2.7** Forma fraccional del modelo DEA–BCC, para la DMU_0 . Donde:

$k_0^* > 0$ para todas las soluciones óptimas, predominan rendimientos crecientes a escala;

$k_0^* = 0$ para cualquier solución óptima, sobresalen rendimientos constantes a escala;

$k_0^* < 0$ para todas las soluciones óptimas, prevalecen rendimientos decrecientes a escala.

Los rendimientos de escala pueden ser estudiados con el uso de DEA al estimar el signo de la constante k (Pino et al., 2010). La forma multiplicativa del **modelo 2.7**

Forma fraccional del modelo DEA–BCC, obtenida al aplicar la transformación realizada por Charnes y Cooper en 1962, pueden expresarse matricialmente:

Modelo 2.8. Forma matricial del modelo DEA–BCC.

$$\begin{aligned} \text{Sujeto a:} \quad & \text{Max}_{(\mu, \delta, k)} W_0 = \mu^T y_0 + k_0 \\ & \delta^T x_0 = 1 \\ & \mu^T Y + k_0 \leq \delta^T X \\ & \mu^T, \delta^T \geq I\varepsilon \\ & k_0 \text{ no restringida} \end{aligned}$$

Modelo 2.8: El objetivo del modelo DEA – BCC Input orientado identificado como modelo 2.8 es encontrar un hiperplano que, permaneciendo sobre o por encima de todas las Unidades, minimice la distancia horizontal desde el hiperplano a la Unidad₀. Adaptado de “Data envelopment analysis. The assessment of performance” por Norman y Stoker, (1991). John Wiley y Sons. Chichester, England.

El objetivo del modelo DEA – BCC Input orientado identificado como **modelo 2.8** Forma matricial del modelo DEA–BCC, se encuentra en un hiperplano que, permanece sobre o por encima de todas las Unidades, minimiza la distancia horizontal desde el hiperplano a la Unidad₀ (Ali y Seiford, 1993a). Una superficie envolvente de rendimientos variables a escala consta de partes de hiperplanos se soporta en R^{m+s} que forma las caras del casco convexo de los puntos (Y_j, X_j) para $j = 1, 2, \dots, n$. la ecuación de un hiperplano en R^{m+s} viene dada por: $\sum_{r=1}^s \mu_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m \delta_i x_{ij} = 10^0$.

En consecuencia, el signo que adopte k en la solución óptima del problema del **modelo 2.8** Forma matricial del modelo DEA–BCC, indica si la Unidad que está considerada se encuentra en una región de rendimientos crecientes, decrecientes o constantes a escala (Pino et al., 2010).

2.3.1.2.3. Modelo DEA–BCC Output orientado

Bajo el supuesto de rendimientos variables a escala se evalúa la eficiencia (técnica relativa) de una Unidad (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013), desde la maximización de los Outputs (Boussofiane et al., 1991), dado el nivel de inputs (Emrouznejad y De Witte, 2010), se recurre al modelo DEA–BCC Output

orientado (Gómez et al., 2012). Un cambio en la orientación del modelo equivale a invertir el cociente entre Output virtual (Output total) y el Input virtual (Input total).

En este caso, el modelo DEA–BCC Output orientado en forma de cociente, expresado matricialmente, está dado por el **modelo 2.9** Modelo DEA–BCC Output orientado en forma de cociente, expresado de forma matricial (Norman y Stoker, 1991).

Modelo 2.9. Modelo DEA–BCC Output orientado en forma de cociente expresado matricialmente.

Sujeto a:

$$\text{Min}_{(u,v,k)} h_0 = \frac{v^T x_0 + k_0}{u^T y_0}$$

$$\frac{v^T x_j + k_0}{u^T y_j} \geq 1 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$u^T, v^T \geq I\varepsilon$$

k_0 no restringido

Modelo 2.9: Un cambio en la orientación del modelo prácticamente equivale a invertir el cociente entre Output virtual (Output total) y el Input virtual (Input total). Adaptado de “Data envelopment analysis. The assessment of performance” por Norman, y Stoker, (1991). John Wiley y Sons. Chichester, England.

Eliminando el denominador del **modelo 2.9** Modelo DEA–BCC Output orientado en forma de cociente expresado matricialmente, se obtiene la forma multiplicativa:

Modelo 2.10. Modelo DEA–BCC Output orientado en forma multiplicativa.

Sujeto a:

$$\text{Min}_{\mu,\delta,k} w_0 = \delta^T x_0 + k_0$$

$$\mu^T y_0 = 1$$

$$\delta^T X + k_0 \geq \mu^T Y$$

$$\mu^T, \delta^T \geq I\varepsilon$$

k_0 no restringido

Modelo 2.10: La eficiencia técnica Output pura de la Unidad₀ vendrá dada por $1/w_0^*$, de tal forma que ésta será eficiente si $w_0^* = 1$. Adaptado de “Data envelopment analysis. The assessment of performance” por Norman, y Stoker, (1991). John Wiley y Sons. Chichester, England.

Como consecuencia con el modelo DEA–BCC Input orientado, el signo que tome k (positivo, negativo o nulo) en la solución óptima indica el tipo de rendimiento a escala, que prevalece para la Unidad que se encuentre proyectada sobre la frontera

eficiente (Norman y Stoker, 1991). Sin embargo, a diferencia del **modelo 2.8** Forma matricial del modelo DEA–BCC, en el **modelo 2.9** Modelo DEA–BCC Output orientado en forma de cociente expresado como matriz, es el término constante que se encuentra asociado con el valor Input y su signo está invertido, de forma que si: $k_0^* > 0$ para todas las soluciones óptimas, predominan rendimientos decrecientes a escala; $k_0^* = 0$ para alguna solución óptima, prevalecen rendimientos constantes a escala; $k_0^* < 0$ para todas las soluciones óptimas, prevalecen rendimientos crecientes a escala (Banker y Morey, 1986).

Para evitar la confusión que se pueda generar en el modelo DEA–BCC Input orientado, para $k_0^* > 0$ indica la presencia de rendimientos crecientes a escala (Charner et al., 1978). Mientras que el modelo DEA–BCC Output orientado suponga la existencia de rendimientos decrecientes (Buitrago et al., 2017).

Norman y Stoker (1991) proponen que el segundo modelo (DEA–BCC Output orientado) la constante k' sea con signo negativo, de modo que se tendrá: suma ponderada de Inputs – constante k' /suma ponderada de outputs; se indica, en la solución óptima, el signo de k' lo siguiente:

$k_0'^* > 0$ para todas las soluciones óptimas, prevalecen rendimientos crecientes a escala;

$k_0'^* = 0$ para cualquier solución óptima, prevalecen rendimientos constantes a escala;

$k_0'^* < 0$ para todas las soluciones óptimas, prevalecen rendimientos decrecientes a escala (Norman y Stoker, 1991).

Ésta última coincide con el modelo DEA–BCC Input orientado y que es utilizada por Norman y Stoker (1991) para demostrar que la medida de eficiencia basada en la minimización no es equivalente a la medida de eficiencia basada en la maximización Output, a menos que estén presentes rendimientos constantes a escala $\frac{O+k}{I} > \frac{O}{I-k'}$, si $k > 0$ y $k' > 0$; $\frac{O+k}{I} = \frac{O}{I-k'}$, si $k = 0$ y $k' = 0$; $\frac{O+k}{I} < \frac{O}{I-k'}$, si $k < 0$ y $k' < 0$ (Norman y Stoker, 1991).

Bajo el supuesto de rendimientos crecientes a escala, la medida de eficiencia Input es mayor que la medida de eficiencia Output; éstas suponen rendimientos constantes a escala y resulta mayor la eficiencia Output cuando se consideran decrecientes a escala. El modelo DEA–BCC Output orientado en forma multiplicativa se expresa:

Modelo 2.11. Modelo DEA–BCC Output orientado en forma multiplicativa.

$$\text{Min}_{\mu, \delta, k'} \quad w_o = \delta^T x_o + k'_o$$

Sujeto a:

$$\mu^T y_o = 1$$

$$\delta^T X + k'_o \geq \mu^T Y$$

$$\mu^T, \delta^T \geq I\epsilon$$

k'_o no restringido

Donde, ahora sí, sí: $k_0^* > 0$ para todas las soluciones óptimas, prevalecen rendimientos crecientes a escala; $k_0^* = 0$ para cualquier solución óptima, prevalecen rendimientos constantes a escala; $k_0^* < 0$ para todas las soluciones óptimas, prevalecen rendimientos decrecientes a escala.

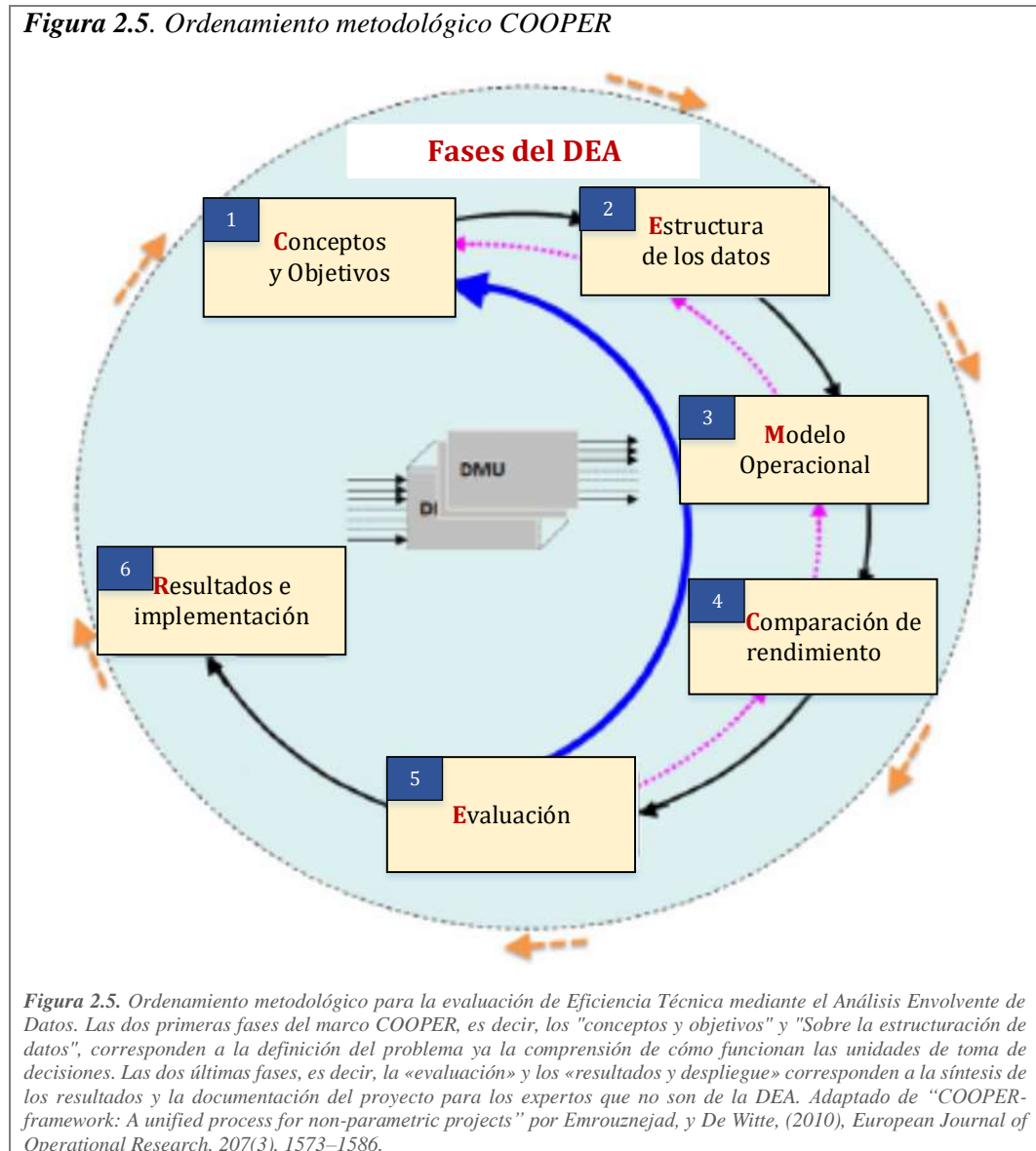
Modelo 2.11: Modelo DEA–BCC Output orientado reescrito en forma multiplicativa. Adaptado de “Data envelopment analysis. The assessment of performance” por Norman, y Stoker, (1991). John Wiley y Sons. Chichester, England.

Ordenamiento metodológico COOPER

Se evalúa el desempeño de las entidades en conjuntos de datos cada vez más grandes y complicados. Los modelos no paramétricos, como el Análisis de Envoltante de Datos, se han considerado siempre como simples tecnologías, esto es imposible cuando hay muchas variables disponibles o cuando hay que recopilar datos de varias fuentes (Emrouznejad y De Witte, 2010).

Este trabajo de investigación presenta un "modelo COOPER" para la realización de proyectos no paramétricos. El marco consta de seis fases interrelacionadas: Conceptos y objetivos, Estructuración de datos, Modelos operacionales, Modelo de comparación de resultados, Evaluación y Resultado e implementación. Cada una de

las fases describe los pasos necesarios que el investigador debe examinar para un análisis bien definido y repetible (Soares et al., 2017).

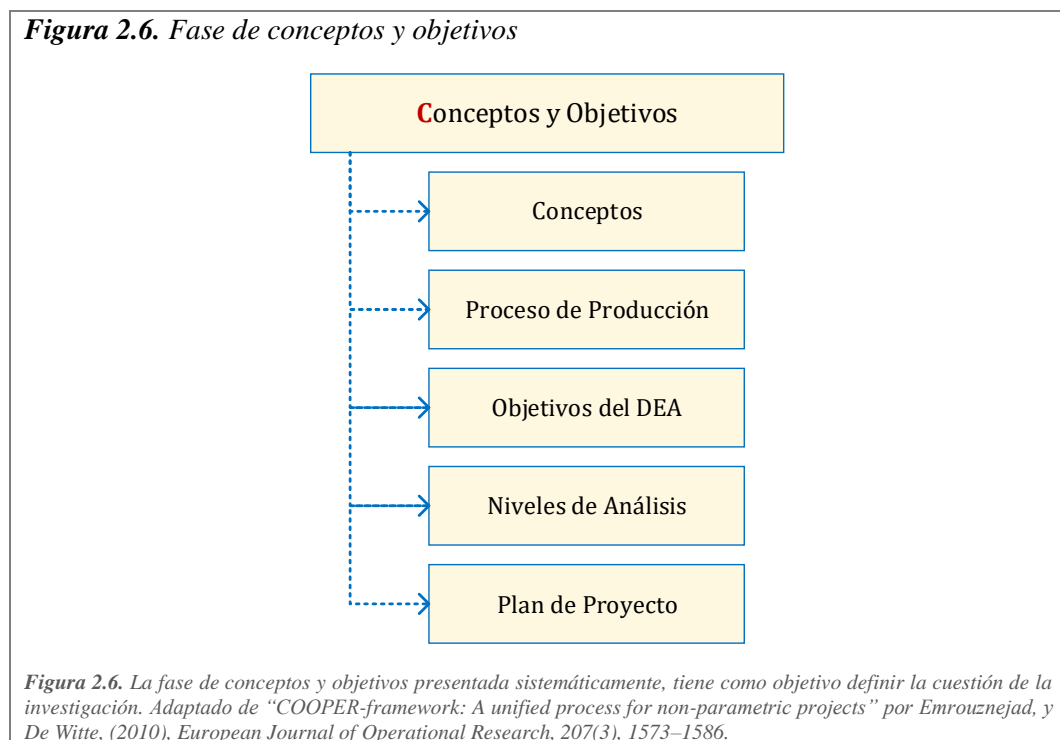


2.3.2. Conceptos y objetivos del Ordenamiento metodológico COOPER

La fase de conceptos y objetivos requiere habilidades de comunicación para trabajar en estrecha colaboración con las entidades evaluadas (Zhu y Cook, 2007). En la fase de conceptos y objetivos hay beneficios potenciales, como análisis detallados de la información y una gama de características operativas que pueden tenerse en

cuenta, con la combinación adecuada de la opinión de los evaluadores (Simar y Wilson, 2007).

La fase de conceptos y objetivos define la cuestión de la investigación (De Witte y Marques, 2009) se determina los objetivos del estudio, esto implica establecer el entorno operativo de las observaciones y los procesos (Kao y Liu, 2000). A medida que la DEA mide la eficiencia relativa, es decir, la eficiencia en relación con las observaciones de las mejores prácticas, para una introducción completa a la DEA con una herramienta apropiada, puede argumentarse, que son diferentes de otras observaciones de la muestra y, como tales, no pueden compararse con ellas (Thanassoulis, 2001 y Zhu, 2003).



Al final se debe diseñar el plan del proyecto (Cook y Zhu, 2006). Las aplicaciones empíricas en general y los enfoques basados en datos como la DEA en particular son sensibles a los datos proporcionados (Simar, 1996). Las técnicas de frontera¹¹ tradicionales tales como DEA son técnicas determinísticas¹² (no permiten el ruido).

¹¹ Es una técnica de medición de la eficiencia basada en la obtención de una frontera de eficiencia a partir de un conjunto de observaciones.

¹² Comprenden la identificación y determinación de relaciones entre la variable por pronosticar y otras variables de influencia.

Pueden ser sensibles a observaciones periféricas (Simar, 1996); que pueden surgir de errores de medición u observaciones atípicas.

Sin embargo se proporcionan pruebas estadísticas basadas en las puntuaciones de eficiencia de la DEA; examina la disponibilidad de datos correctamente medidos (Emrouznejad y Amin, 2009). Además, una vez determinados los objetivos y la técnica de evaluación, los interesados deben ponerse de acuerdo sobre los criterios para evaluar los resultados (De Sousa y Stosic, 2005).

2.3.3. Estructura de datos

En la segunda fase se realiza el análisis de los datos recolectados. Existen diferentes variables disponibles y las diferencias entre los datos a veces son tenues (Cook y Zhu, 2006). Para examinar la cuestión de la investigación de la fase de conceptos y objetivos, se consulta fuentes de datos adicionales como bases de datos estadísticos, cuentas anuales o información sobre precios (Zhu y Cook, 2007).

Recogidos los datos, es necesario caracterizarlos en el nivel meta, describir y explorar los datos (Portela et al., 2004), que consiste en un informe inicial con resumen y posible visualización de datos (Kerstens y Eeckaut, 1999). La visualización se limita a dos o tres dimensiones, con frecuencia trae ideas adicionales (Grinstein et al., 2002). En cambio, la descripción de datos contiene notificación del tipo de datos (continua o discreta), pueden adaptar diferentes modelos dependiendo del tipo de datos (Cook y Zhu, 2006).

Los datos pueden diferir de manera significativa en calidad, cuando se compilan de diferentes fuentes y diferentes técnicas. Esto depende de la técnica de evaluación aplicada; las diferencias en la calidad de los datos son cada vez más problemáticas. En los modelos DEA deterministas, las observaciones periféricas y atípicas¹³ debido a la baja calidad de los datos podrían influir en gran medida en los resultados (Dyson et al., 2001).

¹³ Es una observación que es numérica distante del resto de los datos.

Figura 2.7. Fase de Estructura de Datos

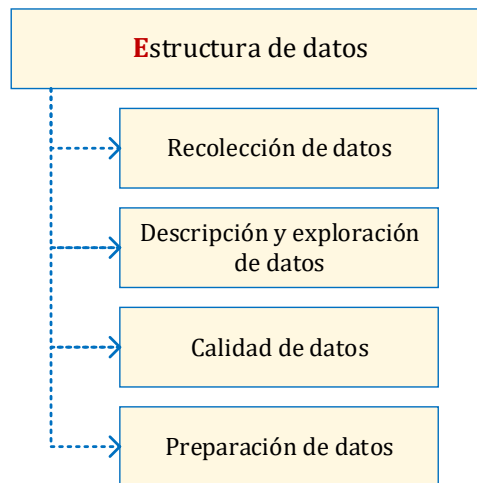


Figura 2.7. El objetivo de la fase es para familiarizarse con los datos y para identificar la calidad de los datos. Es importante descubrir y detectar cualquier irregularidad de datos, ya que se pueden utilizar diferentes enfoques para entidades con valores faltantes, negativos y cero. Adaptado de "COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects" por Emrouznejad, y De Witte, (2010), European Journal of Operational Research, 207(3), 1573–1586.

La literatura no paramétrica ha desarrollado varias técnicas para tratar, por ejemplo, los datos faltantes (Kao y Liu, 2000), datos negativos (Emrouznejad y Thanassoulis, 2010a) y (Portela et al., 2004), valores cero (Emrouznejad y Amin, 2009) o datos de relación (Emrouznejad y Amin, 2009). La estimación de la eficiencia con datos ruidosos podría dar como resultado resultados muy imprecisos; para varios modelos que tratan con datos irregulares en DEA, (Zhu y Cook, 2007). Se debe examinar el ruido en torno a las estimaciones de la DEA mediante técnicas de arranque o inferencias estadísticas (Simar y Wilson, 2007).

Las observaciones con un impacto dramático en las puntuaciones de eficiencia de otras observaciones podrían eliminarse de la muestra (Simar, 1996). Se acoge técnicas para detectar observaciones influyentes: índice de recuento de pares (Emrouznejad y Thanassoulis, 2010a), la detección de valores atípicos mediante el modelo de súper eficiencia (Andersen y Petersen, 1993), modelos basados en el orden m (Simar, 2003), apalancamiento (De Sousa y Stosic, 2005). Estas son técnicas típicas para modelos no paramétricos (Kao y Liu, 2000). Los modelos tiene sus propias peculiaridades y, como tal, podría valer la pena combinar los diferentes procedimientos (De Witte y Marques, 2009).

Las observaciones influyentes son de mayor interés, porque revelan prácticas extremas o indican dónde alguien se ha especializado en un rendimiento de los datos analizados (Grinstein et al., 2002). No se puede eliminar los valores atípicos de la muestra con un enfoque no paramétrico alternativo que reduce el impacto de las observaciones periféricas en la muestra; es el robusto modelo de orden-m de Cazals(2002) (Kerstens y Eeckaut, 1999). Esta fase tiene como objetivo obtener un informe sobre los datos más débiles y fuertes para que puedan ser tratados (Grinstein et al., 2002).

Se prepara el conjunto de datos final para ejecutar los modelos del Análisis Envoltante de Datos (Estache et al., 2004). Se recogen los datos de las diferentes fuentes de datos, y se tratan de manera estadística los datos faltantes, cero o negativos de manera adecuada para obtener un conjunto de datos limpios y listos para ser tratados (Stolp, 1990).

2.3.4. Modelo operativo

El modelo operativo depende de: (a) los datos disponibles, (b) la calidad de los datos (ruidosos), y (c) el tipo de datos (valores negativos, variables discretas, valores deseables/no deseados), los modelos no paramétricos no requieren ninguna hipótesis a priori¹⁴ sobre la función de análisis que se realice (De Sousa y Stosic, 2005). Por lo tanto tienen flexibilidad y por ello permiten que los datos hablen por sí mismos (Stolp, 1990). Una desventaja de esta clase reside en la dimensionalidad (Banker y Natarajan, 2004), que suele ofrecer una gran varianza y amplio intervalo de confianza.

Dentro del modelo operativo existen variantes deterministas y estocásticas (Simar y Wilson, 2007). Los modelos deterministas suponen observaciones que pertenecen al conjunto de estudio (Banker y Natarajan, 2004). Esta suposición hace sensibles las observaciones periféricas (Andersen y Petersen, 1993).

¹⁴ Aquel que, en algún sentido importante, es independiente de la experiencia.

Figura 2.8. Modelo Operativo

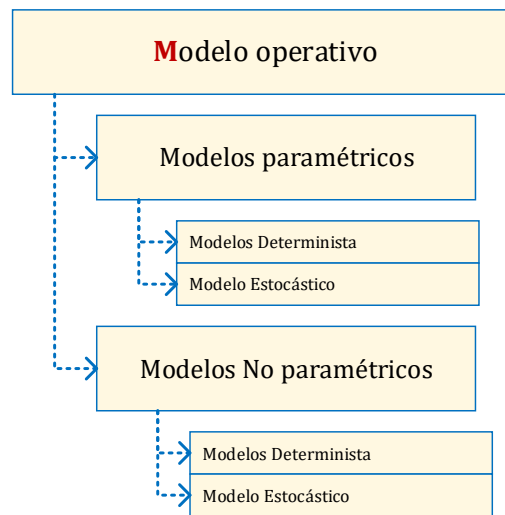


Figura 2.8. La fase del modelo operacional cubre la especificación del modelo apropiado. Esta etapa es directa a los detalles del modelo como se decidió en fases: 1, y dentro de estos se especifica si se utilizan modelos deterministas o estocásticos¹⁵. Adaptado de “COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects” por Emrouznejad, y De Witte, (2010), European Journal of Operational Research, 207(3), 1573–1586.

Sin embargo, los modelos robustos (Estache et al., 2004) evitan esta limitación. Los modelos estocásticos, permiten el ruido en los datos, y capturan el ruido por un término de error (Thanassoulis, 2001). En ciertas ocasiones, es difícil distinguir el ruido de la ineficiencia, los modelos estocásticos fronterizos están de forma específica dirigidos a este problema (Kumbhakar y Lovell, 2000).

2.3.5. Comparación de rendimiento

Cuando se recoge el conjunto de datos de forma satisfactoria, el análisis se realiza en la fase de comparación de rendimiento (Simar, 2003). Este análisis permite obtener información adicional, y definir un modelo adecuado, ejecutarlo (Banker y Natarajan, 2004).

La selección de las DMUs es un paso intrínseco en un modelo no paramétrico implica dos situaciones (Martín, 2006): (1) el número de DMUs; y (2) el nivel de las DMUs. En la primera se considera el número de DMUs. Al igual que en las

¹⁵ También conocidos como modelos probabilísticos, es cuando algún elemento no se conoce con anticipación, incorporando así la incertidumbre.

regresiones paramétricas, se debe tratar de incluir observaciones como sea posible para obtener estimaciones significativas. La naturaleza relativa de la DEA hace vulnerable los problemas con los grados de libertad (Boussofiane et al., 1991). El número de grados de libertad aumenta con el número de DMUs en el conjunto de datos y disminuye con el número de variables de entrada y salida (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013).

Figura 2.9. Fase de comparación de rendimiento

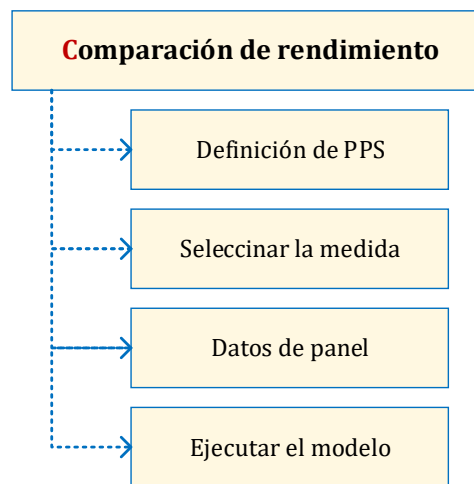


Figura 2.9. El objetivo en la fase de comparación de rendimiento es seleccionar y aplicar varios modelos DEA. Se examinan los retornos a escala, los juicios de valor, la selección de entradas/salidas, la orientación del modelo y la técnica de datos del panel¹⁶. Adaptado de “COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects” por Emrouznejad, y De Witte, (2010), *European Journal of Operational Research*, 207(3), 1573–1586.

Se sugieren una regla aproximada; sea p el número de entradas y q sea el número de salidas utilizadas en el análisis. Entonces el tamaño de la muestra n debe satisfacer $n \geq \max \{pxq, 3(p+q)\}$. Además, si se añaden las observaciones, se aborda mejor la frontera de las mejores prácticas (Estache et al., 2004).

Esto debido al sesgo de tamaño de la muestra la eficiencia promedio disminuye (Zhu, 2003). En segundo lugar, se debe considerar el nivel de las DMU que influye en la forma de la posibilidad de producción establecida. Si el análisis se realiza a un nivel diferente (macro frente a Unidades micro), se pueden obtener diferentes resultados (Grinstein et al., 2002).

¹⁶ El dato de panel se refiere a datos que combinan una dimensión temporal con otra transversal.

La selección de diferentes variables de entrada y salida puede influir en los resultados del modelo DEA (Stolp, 1990). La DEA calcula eficiencias relativas (en relación con una frontera de mejores prácticas), y permite la especialización en una u otra variable de entrada o de salida (Kumbhakar y Lovell, 2000).

Se debe ser consciente de esta importante elección, las entradas y salidas pueden ser justificadas por la literatura existente, por el análisis gerencial, por análisis multivariante (multicolinealidad¹⁷ entre las diferentes entradas y salidas) análisis de proporción (Emrouznejad y Amin, 2009).

Se sugiere utilizar una proporción cuando no está claro si una variable debe clasificarse como una entrada o una salida (Cook y Zhu, 2006). La forma de relación genera una definición de eficiencia (que considera la relación simple $0 < \text{Salida/Entrada} < 1$) a una relación más general y multidimensional ($0 < \text{Salidas/Entradas} < 1$).

Si un aumento en el valor de la variable resulta en un aumento en la puntuación de eficiencia, entonces pertenece al numerador y es una variable de salida (Cook y Zhu, 2006). Si un aumento en su valor resulta en una disminución en el valor de la relación de eficiencia, entonces pertenece al denominador y es una variable de entrada (De Sousa y Stosic, 2005). Como regla general Dyson, et al (2001) sugiere que los insumos y productos seleccionados deben cubrir la gama completa de recursos utilizados y los productos producidos, entre las entidades evaluadas.

El modelo DEA inicial de Charnes et al (1985) modelo CCR, se asume un cono convexo. En una imagen bidimensional, la frontera de producción corresponde a una frontera lineal por piezas; la observación con la mayor eficiencia media medida por la relación de salidas a entradas.

Las ineficiencias técnicas puede ser provocada por la ineficacia del proceso de producción en la transformación de los insumos en los productos (Dyson et al.,

¹⁷ Es una situación en la que se presenta una fuerte correlación entre variables explicativas del modelo.

2001) debido a la divergencia de la entidad con respecto al tamaño de la escala más productiva (Langford y Lewis, 1998).

Tomadas las diversas decisiones sobre las especificaciones del modelo, éstas se combinan y se ejecuta (Grinstein et al., 2002). En la descripción final, se justifica cada una de las fases anteriores referente a conceptos y objetivos, estructura de datos y modelo operativo (Emrouznejad y Amin, 2009).

2.3.6. Evaluación

Esta fase comienza con la evaluación de los resultados (Andersen y Petersen, 1993). En grandes conjuntos de datos (Simar, 2003), a menudo es difícil interpretar y presentar los resultados de una manera significativa (Aparicio et al., 2017) . Sin embargo, con el resumen de estadísticas y herramientas visuales se pueden ayudar a obtener información adicional (Kerstens y Eeckaut, 1999).

Figura 2.10. Fase de evaluación

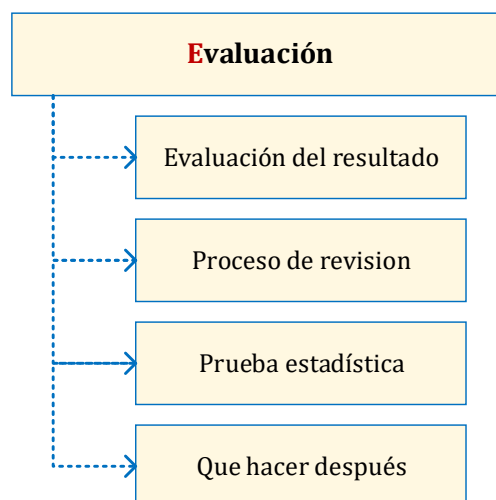


Figura 2.10. Antes de publicar el resultado, es importante evaluar el modelo más a fondo. En particular, los pasos ejecutados deben revisarse, las entradas-salidas seleccionadas, así como las especificaciones del modelo deben ser examinadas. El objetivo clave en la fase de evaluación es verificar el proceso y asegurarse de que no se haya ignorado nada importante. Se obtendrá una lista de posibles acciones del resultado de la DEA. Adaptado de “COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects” por Emrouznejad, y De Witte, (2010), *European Journal of Operational Research*, 207(3), 1573–1586.

Estrechamente relacionado con esta evaluación inicial, es la revisión del proceso (Thanassoulis, 2001). Se obtiene los resultados, y se establecen las observaciones

particulares, en donde se obtengan resultados extraños (Langford y Lewis, 1998) que surgen de los valores anómalos que permanecen en la muestra de combinaciones input-output particulares, debido a suposiciones en el modelo (Pino Mejías et al., 2010).

Las observaciones particulares pueden estar influenciadas por el ambiente exógeno (Schuschny, 2007). Las características ambientales, las observaciones pueden obtener una puntuación de eficiencia mayor cuando las características son favorables (Pattanamekar et al., 2011), y como tal, comportarse como un insumo adicional (Berrío y Muñoz, 2005). Por el contrario, cuando las características ambientales son desfavorables, se comportan como un producto adicional (Lovell, 1993).

El entorno de la entidad que está operando debe ser incluido en el análisis (Pattanamekar et al., 2011). Existen procedimientos, como el enfoque de separación fronteriza, el modelo todo en uno, los modelos en varias etapas, las técnicas de bootstrapping y las estimaciones de eficiencia condicional (Giokas, 1991). Si se opta por no incluir el entorno operativo en una primera etapa, se puede examinar la influencia del medio ambiente en una segunda etapa (Emrouznejad y Amin, 2009).

Las diferentes especificaciones del modelo producen resultados diferentes, además, puede ser interesante establecer resultados que sean significativos (Cooper et al., 2000). Evaluar la heterogeneidad, implica desarrollar procedimientos de bootstrap (en una etapa) para obtener inferencia estadística (Pattanamekar et al., 2011). En particular, el bootstrap estima el ruido (y sesgo) que surge de la utilización de la muestra observada (Gómez et al., 2012).

Mediante la estimación del sesgo entre las variables (verdaderas) no observadas y las variables observadas (sesgadas), se obtiene estimaciones de la eficiencia corregida y sesgada (Schuschny, 2007). Mediante los procedimientos de bootstrap también se pueden calcular desviaciones estándar e intervalos de confianza e informar inferencias estadísticas sobre las estimaciones (Jaime, 2016).

Por último, la fase de evaluación se establece una lista de posibles acciones para mejorar (Stolp, 1990). Si es necesario se tiene que comenzar de nuevo en la primera fase y comprobar de nuevo cada una de las subfases (Silvestre y Chamú, 2015).

2.3.7. Resultados y discusión

El resultado y la fase de despliegue, de los modelos que se proponen en la fase de evaluación se ponen en acción (Simar y Wilson, 2007). Todo el proceso se resume en un informe que se refiere al estudio realizado. Este debe interpretar y comparar los resultados finales bajo diferentes especificaciones del modelo que se proponga.

Figura 2.11. Fase de Resultados y Discusión

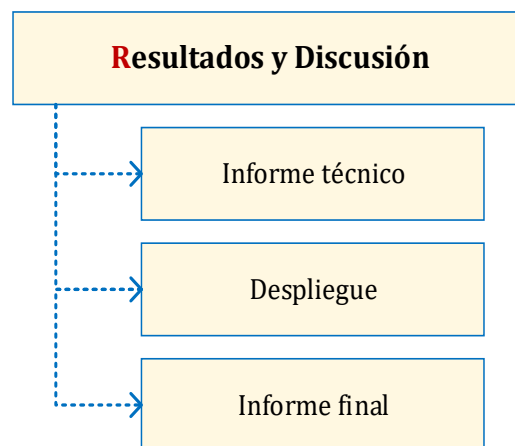


Figura 2.11. Ejecutar el modelo DEA generalmente no es el final del proyecto. En realidad, el éxito obtenido deberá organizarse y promocionarse de forma tal que un investigador, incluso con poco conocimiento de la DEA, pueda ejecutar el modelo y ser capaz de interpretar el resultado. Esta fase puede ser tan simple como generar un informe o tan compleja como implementar un proceso repetible de DEA, o puede desarrollar un software para su uso posterior. Adaptado de "COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects" por Emrouznejad, y De Witte, (2010), European Journal of Operational Research, 207(3), 1573–1586.

Presentar las diferentes especificaciones del modelo aplicado en la evaluación permite que las entidades evaluadas se presenten con buenos resultados. Si la entidad está clasificada como baja en diferentes especificaciones de modelo, es más difícil argumentar que su clasificación que surge del modelo de la evaluación (Cook y Zhu, 2006).

Por último, se presenta el informe documentado que contenga información sobre cómo mejorar la eficiencia (Kerstens y Eeckaut, 1999). Cualquier sugerencia de mejora debe surgir del modelo no paramétrico (Grinstein et al., 2002).

El informe debe ser escrito desde el punto de vista los tomadores de decisiones. Los detalles técnicos deben ser incluido en secciones específicas (Andersen y Petersen, 1993). Los resultados e interpretaciones de la DEA deben ser explicados de la manera más clara y sencilla posible (Emrouznejad y De Witte, 2010).

2.4. Planteamiento de las hipótesis de partida

El proceso de evaluación de la Universidad es propender al mejoramiento continuo de la actividad académica en la Universidad (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013). La evaluación se realiza a partir de un plan de trabajo que es concordado de mutuo acuerdo entre los académicos y sus jefaturas, es decir, mide la capacidad de los académicos para cumplir sus metas (Naranjo, 2015).

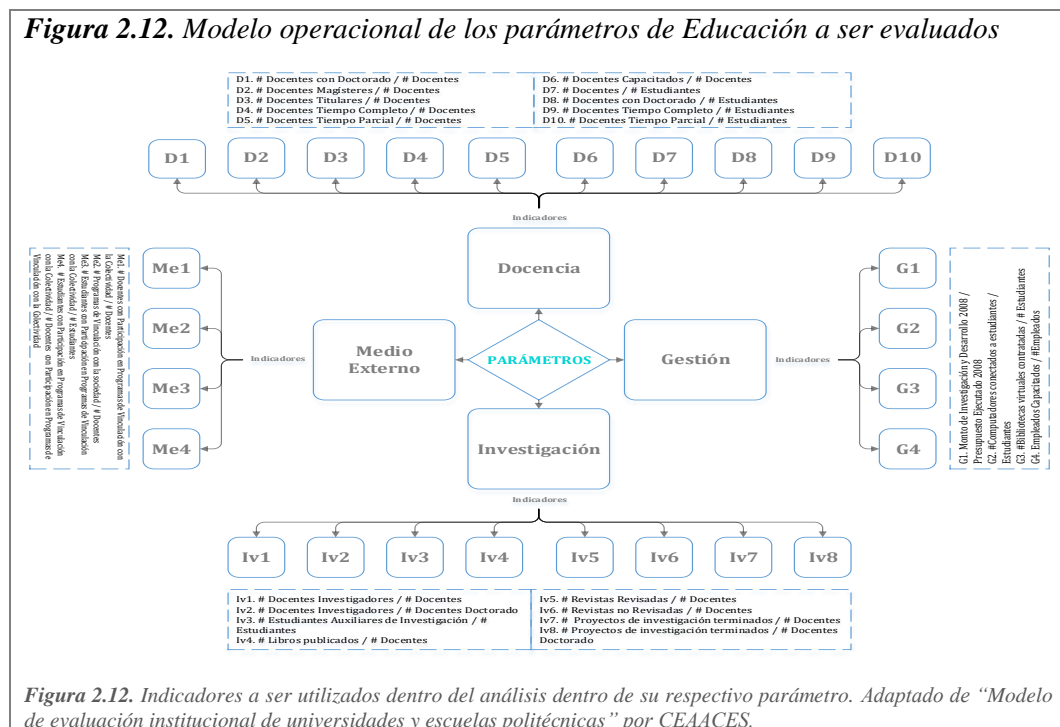
La eficiencia DEA mide la capacidad relativa de una Unidad para obtener productos a partir de los recursos con los que cuenta (Polo, 2018), calificando como eficiente, para cada año, a aquellas Unidades que obtengan una combinación de productos que ninguna otra Unidad pueda obtener a partir de una misma combinación de recursos (Lolas, 2018).

Al combinar la eficiencia DEA y el promedio de los resultados de la evaluación de desempeño para cada Unidad se puede apreciar si existe o no relación entre dichos factores (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013). En el presente trabajo se evalúa la eficiencia técnica, mediante el análisis envolvente de datos; para dar respuesta a la pregunta de investigación, la hipótesis a contrastar es:

H₁: Existe relación entre la eficiencia técnica y el promedio de los resultados de la evaluación institucional de las Instituciones de Educación Superior en el período 2009.

2.4.1. Modelo operacional

En el modelo operacional propuesto, se evidencia la presentación sistemática de referencia del ordenamiento Metodológico de COOPER que se puede ver en el ANEXO A.1. según los parámetros de educación a ser evaluados, se pretende evaluar la Eficiencia Técnica en el Sector Educativo para cumplir con los objetivos planteados en la investigación.



CAPÍTULO III. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

3.1. Diseño de la investigación

El diseño del estudio se planteó bajo una propuesta de corte transversal, y se enfocó bajo el propósito de *evaluar la eficiencia técnica, mediante el análisis envolvente de datos, en las Instituciones de Educación Superior*. Se eligió hacer una adaptación del Ordenamiento Metodológico COOPER como marco de referencia con más evidencias empíricas en la evaluación eficiente, en las organizaciones (Emrouznejad y De Witte, 2010).

Con esta configuración del diseño, se planteó una muestra de 54 Instituciones de Educación Superior, y se utilizó como instrumento los informes presentados por el Consejo Nacional de Evaluación y Acreditación de la Educación Superior del Ecuador (CONEA) del año 2009 (CONEA, 2009). Donde se evidenció el desempeño de las IES conforme a datos de las instituciones con un nivel relativamente homogéneo de desempeño (Consejo de Educación Superior, 2013).

Homogeneidad que se tornó evidente al evaluar los resultados agregados al nivel de los criterios: academia, estudiantes y entorno de aprendizaje, investigación y gestión interna; que definen el marco conceptual de la evaluación de desempeño institucional (Quispe y Jordán, 2017).

Para medir la Eficiencia Técnica de las Unidades se consideró la aplicación del modelo DEA, técnica que permite medir la eficiencia de las Unidades de decisión que realizan actividades homogéneas (Cabrera y Méndez, 2017). Con esto, se buscó realizar programación lineal no paramétrica que facilita la construcción de una superficie envolvente (Coll y Blasco, 2006), frontera o función de producción eficiente a partir de las Unidades que presenten las mejores prácticas, para medir la ineficiencia del resto de las Unidades como distancia a la frontera (López y Suárez, 2011).

3.2. Población de estudio

El conjunto de Universidades del Ecuador en el año 2009 fueron 68, se da a conocer el informe sobre la Evaluación Institucional de las Universidades y Escuelas Politécnicas en donde se toma la decisión de cerrar 14 IES puesto que: “Se trata de instituciones que, definitivamente, no presentan las condiciones que exige el funcionamiento de una institución universitaria y en las que se evidencia las deficiencias y problemas que afectan a la universidad ecuatoriana” (Consejo de Educación Superior, 2013).

El estudio se llevó a cabo con 54 Universidades del Ecuador. Estas Unidades de estudio están dentro del contexto del sector educativo y están consideradas dentro de la categoría A, B, C y D (León, 2015) de acuerdo a la información presentada por el CONEA en el año 2009 (Consejo de Educación Superior, 2013).

3.3. Modelo de Ordenamiento Metodológico COOPER

Con el fin de realizar el estudio sobre la Eficiencia Técnica mediante el Análisis Envoltante de Datos en el sector Educativo se efectuó la adaptación del marco metodológico de COOPER (Emrouznejad y De Witte, 2010); se eligió el "modelo COOPER" ya que permitió la realización de investigaciones con datos no paramétricos (López y Suárez, 2011).

El beneficio surge de tres características particulares: se proporcionó la estructura como la flexibilidad para adaptarse a la mayor parte de investigaciones no paramétricos, permitió la comparación de un conjunto de instituciones y permitió trabajar con un gran número de Unidades (Pérez, 2018). El modelo consta de seis fases estructuradas de la siguiente manera:

3.3.1. Conceptos y Objetivos del Ordenamiento Metodológico COOPER

En la fase se estableció los objetivos para el llevar a cabo el estudio; la información de los objetivos fue para un modelo de entrada/salida que permitió analizar la Eficiencia Técnica de las Unidades de estudio. Se planteó objetivos que sirvieron como pasos para la evaluación de la eficiencia técnica de las Universidades del Ecuador que se encuentran dentro de la categoría A, B, C y D.

Tabla 3.1.
Objetivos DEA

OBJETIVOS DEA
<ul style="list-style-type: none">– Analizar la información disponible.– Seleccionar variables de estudio.<ul style="list-style-type: none">○ Determinar el número ideal de variables.○ Reducir las variables input y output.– Seleccionar la orientación y escala de rendimiento.– Aplicar el DEA.– Comparar los resultados con la evaluación de desempeño del año 2009.

Nota: Adaptado de "Análisis de la eficiencia técnica y su relación con los resultados de la evaluación de desempeño en una Universidad chilena" por Cáceres V., Kristjanpoller W., y Tabilo J. (2013), 24, 199–217.

Como se indica en la **Tabla 3.1.** Objetivos DEA; se necesitó analizar la información disponible entendiendo los objetivos y los requerimientos de las instituciones analizadas, se continuó con la selección de las variables de estudio se procedió a familiarizarse con los datos, se identificó la calidad de los datos y se detectó las irregularidades de las mediciones (Quispe y Jordán, 2017). Se definió la base del modelo DEA, incluyendo la selección de las variables de entrada y salida; por último, se aplicó el DEA y se comparó con los valores de evaluación de desempeño de las IES (Emrouznejad y De Witte, 2010).

3.3.2. Estructura de datos del Ordenamiento Metodológico COOPER

La medición de la Eficiencia Técnica se trabajará con 54 Unidades presentadas por el CONEA en el año 2009 (Consejo de Educación Superior, 2013). Los parámetros: docencia, gestión, investigación y medio externo; que definen el marco conceptual de la evaluación de desempeño institucional sirvió para la medición de la Eficiencia

Técnica de las IES, que se presenta en la **Tabla 3.2.** Población de estudio. Descripción de las Unidades Académicas Publicas (2009):

Tabla 3.2.

Población de estudio. Descripción de las Unidades Académicas Publicas (2009)

Unidad ^a	Categoría	Acad ^b	Estud ^c	Publ ^d
Escuela Politécnica Nacional	A	987	9476	155
Escuela Politécnica del Ejercito	A	1030	9380	36
E. S. P. del Litoral	A	506	12541	237
Universidad de Cuenca	A	1327	13096	0
U. Part. de Especialidades Espíritu Santo	A	0	4831	0
U. San Francisco De Quito	A	676	4636	153
E. S. P. de Chimborazo	B	734	10466	0
Pontificia Universidad Católica del Ecuador	B	2060	7565	86
Universidad Casa Grande	B	247	906	1
Universidad Católica de Santiago De Guayaquil	B	1022	9178	0
Universidad Central Del Ecuador	B	4043	43370	36
Universidad de Guayaquil	B	4392	63091	10
Universidad de las Américas	B	590	4227	9
Universidad del Azuay	B	417	4669	13
U. Est. de Milagro	B	390	4285	0
Universidad Internacional del Ecuador	B	395	1791	0
U. Nacional de Loja	B	1101	12273	5
U. P. Salesiana	B	351	1256	2
U. Part. Internacional Sek	B	284	1082	0
U. T. de Ambato	B	914	10718	30
U. T. de Manabí	B	1096	16170	9
U. T. del Norte	B	674	3072	0
U. T. Empresarial de Guayaquil	B	22	380	0
U. T. Equinoccial	B	1116	7702	0
U. T. Est. de Quevedo	B	517	4273	0
U. T. Indoamérica	B	194	1068	0
U. T. Part. de Loja	B	883	3600	27
Universidad Agraria del Ecuador	C	360	3297	0
Universidad de Especialidades Turísticas	C	10	446	0
Universidad del Pacifico E. De Negocios	C	297	400	2
U. Est. Bolívar	C	301	1904	3
U. Est. del Sur de Manabí	C	254	1292	0
U. Laica Eloy Alfaro de Manabí	C	1308	13286	1
U. Laica Vicente Rocafuerte de Guayaquil	C	509	5861	0
U. Metropolitana	C	107	447	0
U. Nacional de Chimborazo	C	704	6019	0
U. Reg. Autónoma de los Andes	C	599	4093	0
U. T. de Babahoyo	C	429	7268	0
U. T. de Machala	C	871	12827	2
U. T. Israel	C	182	1540	0
U. T. Luis Vargas Torres de Esmeraldas	C	706	5280	0
E. S. P. Agropecuaria de Manabí	C	86	1608	0
Universidad Católica de Cuenca	D	1202	10739	0
Universidad de los Hemisferios	D	155	493	0
Universidad de Otavalo	D	18	551	0
U. Est. Amazónica	D	0	200	0
U. Est. Península de Santa Elena	D	293	3711	1
U. Iberoamericana del Ecuador	D	10	422	0
U. Inter. de las Naciones Unidas	D	24	150	0

Tabla 3.2. (Continuación)

Unidad ^a	Categoría	Acad ^b	Estud ^c	Publ ^d
U. Naval Comandante Rafael Moran Valverde	D	62	186	0
U. P. Est. del Carchi	D	145	682	0
U. Part. San Gregorio de Portoviejo	D	130	2880	0
U. T. de Cotopaxi	D	340	6665	0
U. T. Ecotec	D	125	1253	0

^a Unidad Académica.

^b Cantidad de académicos que posee la Unidad.

^c Cantidad de estudiantes de pregrado.

^d Cantidad de producción científica.

Nota: La información recabada para el estudio tiene el respaldo del Art. 7 de la Ley Orgánica de Transparencia y Acceso a la Información Pública – LOTAIP. Adaptado de “Informes de Rendición de cuentas 2016 de las Universidades Públicas del Ecuador” por CEACES.

Imputación de datos

La ausencia de información y la presencia de datos errados son problemas reales, pero no siempre se aprecia en su justa medida (Amón, 2010). La aplicación de procedimientos inapropiados de sustitución de información introduce sesgos y reduce el poder explicativo de los métodos estadísticos, le resta eficiencia a la fase de inferencia y puede incluso anular las conclusiones de la investigación (Alvarado, 2015). Los procedimientos de imputación que se utilizan con mayor frecuencia limitan o sobredimensionan el poder explicativo de los modelos y generan estimadores sesgados que distorsionan las relaciones de causalidad entre las variables, generan subestimación en la varianza y alteran el valor de los coeficientes de correlación (Vázquez, 2011).

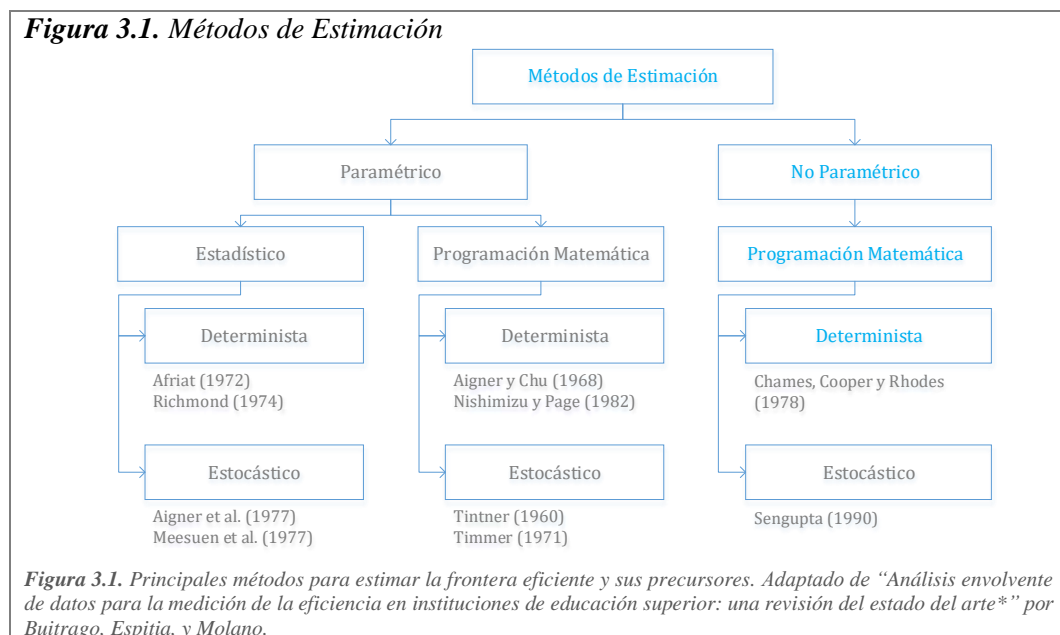
Para tratar con datos ausentes, existen múltiples técnicas para imputación de valores, las que pueden ser subdivididas en métodos de imputación simple e imputación múltiple (Muñoz y Álvarez, 2009). Para el caso de los métodos de imputación simple, un valor faltante es imputado por un solo valor, mientras que, en el caso de los métodos de imputación múltiple, se calculan varias opciones, usualmente ordenadas por probabilidades (Medina y Galván, 2007).

Algunas de los modelos de imputación son: Imputación usando la media (IM), Imputación usando la Mediana (Márquez et al., 2017), Imputación Hot Deck (Medina y Galván, 2007), Imputación por regresión (Muñoz y Álvarez, 2009), EM (Expectation Maximization) (Moon, 1996), SRPI (Similar Response Pattern

Imputation), FIML (Full Information Maximum Likelihood), RBHDI (Resemblance-Based Hot-Deck Imputation), ISRI (Iterative Stochastic Regression Imputation), kNNSi (k-Nearest Neighbour Single Imputation) (Royston, 2005), entre otros. Para incluir a las universidades con valores cero en el estudio se han imputado los datos por el método básico de la razón (Alvarado, 2015). La imputación se realizó, mediante las funciones METODO.razon en el programa R (Muñoz y Álvarez, 2009). Los datos con los que se trabajó corresponden al **ANEXO 2**.

3.3.3. Modelo Operacional del Ordenamiento Metodológico COOPER

Los métodos de estimación para construir la frontera de producción se clasifican en función de que se requiera o no especificar una forma funcional que relacione los Inputs con los Outputs (Leal y Cepeda, 2013), en métodos paramétricos o no-paramétricos (León, 2015). Se pueden emplear métodos estadísticos o no para estimar la frontera que, en última instancia, puede ser especificada como estocástica o determinista (López y Suárez, 2011). La estructura de la **figura 3.1**. Métodos de estimación, recoge los principales métodos para estimar la frontera eficiente y sus precursores (Charner, Cooper, y Rhodes, 1978).



De acuerdo al esquema, el modelo operacional de DEA con el que se trabajó es un modelo de frontera no paramétrico determinístico, dado que éste no requiere la especificación de la forma funcional, además de que toda desviación con respecto a la frontera se considera como ineficiencia (Gutiérrez, 2010).

3.3.4. Comparación de rendimiento del Ordenamiento Metodológico COOPER

Selección de input y outputs para el proceso de análisis de eficiencia técnica

Uno de los principales problemas metodológicos al utilizar DEA es la correcta identificación y medida de los inputs y outputs (Herrero, 2015).

La selección de inputs y outputs en este estudio se realizó en base a la literatura existente (Navarro, 2012); se siguió criterios de exclusividad y exhaustividad (Herrero, 2015). Se pretendió que los inputs capturen todos los recursos y los outputs todas las actividades relevantes (Bates, Mukherjee, y Santerre, 2006) y que sean de carácter isotónico, que cumplan con el axioma de DEA que asume que cuanto más inputs menos eficiencia y cuanto más outputs mayor eficiencia (López, García, y Expósito, 2017).

Inputs

Las actividades básicas de la universidad son producidas dados ciertos inputs que pueden ser comunes o diferenciados, según los outputs establecidos por las instituciones de educación superior (Martín, 2007). La evaluación de eficiencia en la educativa superior, se encuentra que, en relación a los inputs, se clasifican en: recursos financieros, recursos humanos y recursos físicos (materiales) (Huamaní et al., 2016).

En relación a los recursos físicos se sugiere utilizar: el número de departamentos (Hernangómez et al., 2007) y el capital aproximado como el número de puestos

disponibles en aulas, bibliotecas, laboratorios y aulas de informática (Duch y Vilalta, 2010).

Con relación a recursos humanos destacan como variable principal los docentes y se emplean distintos indicadores. La variable que más destaca es el número de docentes equivalente a tiempo completo (Quispe y Jordán, 2017; Huamaní et al., 2016; Visbal, Mendoza, y Causado, 2015; Martín, 2006; Díez, 2006); la variable es considerada como la más aproximada para captar la dedicación del docente, pero, en algunas ocasiones por la falta de información sobre ésta se emplea el número total de docentes.

Bajo esta perspectiva, efectúan una aproximación más exacta y miden el número de docentes a tiempo completo en términos de personas-año empleadas (García y Larrán, 2017; León, 2015). Otros estudios el número de docentes equivalente a tiempo completo se complementa con el número de personal no académico equivalente a tiempo completo (Vázquez, 2011).

En trabajos en donde el objetivo es evaluar la eficiencia en el ámbito de la investigación, se emplean como variables los recursos humanos al número de investigadores, becarios de investigación (Pino et al., 2010).

En los recursos financieros, se incluyen distintos tipos de gastos: los gastos en bienes y servicios (Martín, 2008; Gómez et al., 2003), los gastos en los servicios de bibliotecas e informática (Vázquez, 2011), los gastos presupuestarios (Gómez et al., 2003), los gastos de personal (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013). Otras variables son el presupuesto total universitario y otra variable son los ingresos por investigaciones (Visbal, Mendoza, y Causado, 2015).

Por último, en relación a los recursos materiales, se tienen dos estudios que utilizan como variables los siguientes indicadores: el número de departamentos (Hernangómez et al., 2007) o el capital aproximado como el número de puestos

disponibles aulas, bibliotecas, laboratorios y aulas de informática (Duch y Vilalta, 2010).

En el caso de los indicadores utilizados en el área de recursos financieros, se observa una mayor dispersión en la elección de las variables que lo aproximan, a diferencia de los recursos humanos y físicos (Vázquez, 2011).

Output

Las actividades básicas desarrolladas por las universidades se concretan en outputs de docencia e investigación (Vázquez, 2011). Estas tareas se traducen, en la formación de alumnos y en la publicación de la investigación efectuada (Pino et al., 2010).

Las variables utilizadas en la mayoría de los trabajos existentes en la literatura para medir dichos outputs, se dividen de acuerdo a las principales funciones de la universidad (Martín, 2008), con excepción de la transferencia del conocimiento que no hay ejemplos de su inclusión (Morales, 2019).

En las variables de los outputs se distingue los productos de la actividad docente y los de la actividad investigadora (Quispe y Jordán, 2017). Los primeros generalmente son aproximados por: los estudiantes, ya sean graduados o matriculados; y en algún caso, por el número de titulaciones (Hernangómez et al., 2007). Y los segundos por sus resultados científicos o por los ingresos relacionados con la investigación (Pino et al., 2010).

En relación al output de investigación, varios estudios exponen el número de publicaciones como indicador de la producción científica (Quispe y Jordán, 2017; Visbal, Mendoza, y Causado, 2015; Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013; Pino et al., 2010), donde en el último estudio utilizan el número de artículos publicados (Institute for Scientific Information) por cada profesor doctor (PhD); ésta es una

variable que refleja el nivel de actividad de los investigadores, pero no su calidad (Vázquez, 2011).

En cuanto a otros estudios, se incluyen la calidad de la investigación en sus indicadores y no sólo la cantidad (Herrero, 2015). La producción científica ha sido aproximada a través del índice o factor de impacto elaborado por el (ISI) en su Journal Citation Report (JCR) (Morales, 2019); es un índice que mide el número de veces que en un año determinado se citan, en media, los artículos contenidos en las revistas de dos años anteriores (Martín, 2008).

Otros trabajos incluyen como indicadores de investigación el gasto en investigación total o ingresos procedentes de proyectos de investigación (Vázquez, 2011), donde este último indicador nos informa de la repercusión externa de la investigación.

Entre los indicadores en términos cuantitativos, que se han empleado para medir el output de docencia, se encuentran, entre los más frecuentes, el número de alumnos equivalentes a tiempo completo (Huamaní et al., 2016; Pino et al., 2010), o el número de estudiantes matriculados en grado y posgrado (Visbal, Mendoza, y Causado, 2015; Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013).

Otra variable que se utiliza es el número de graduados o egresados (Quispe y Jordán, 2017; Alcaraz y Bernal, 2017; Visbal, Mendoza, y Causado, 2015; Martín, 2008). El número de titulados a nivel de grado y posgrado (Visbal, Mendoza, y Causado, 2015); y el número de titulaciones (Alcaraz y Bernal, 2017).

Otras variables como: la tasa de retención de estudiantes, la tasa de éxito de estudiantes y la tasa de empleo a tiempo completo de los graduados (Martín, 2008). Se utilizan también diversos indicadores en proporciones (el porcentaje de alumnos que terminan respecto a los matriculados, el porcentaje de profesores, número de programas de doctorado/número de departamentos, número de alumnos extranjeros entrantes/número de alumnos matriculados) (Huamaní et al., 2016; Herrero, 2015).

Para evaluar el rendimiento productivo de las universidades, es preciso emplear un sistema de evaluación que utilice, tanto indicadores cuantitativos, como cualitativos (Vázquez, 2011). Indicadores relacionados con los resultados académicos de los alumnos (clasificaciones, tasas de aprobado, tasas de fracaso escolar y sobre todo, el número de graduados) (Herrero, 2015) o indicadores que valoran el proceso de enseñanza, tales como la evaluación a docentes (peer review) (Visbal, Mendoza, y Causado, 2015) y las encuestas de opinión de los alumnos (Morales, 2019).

Selección de input y outputs

La selección de variables que se utilizará en el modelo es la fase significativa del desarrollo de una evaluación mediante la técnica DEA, debido a que la validez y fiabilidad de los resultados obtenidos dependen de la adecuada elección de inputs y outputs (Quispe y Jordán, 2017). En la revisión de literatura se ha observado la diversidad en los indicadores utilizados como variables de entrada y salida (Martín, 2008). Esto es debido a las diferencias existentes en relación a la disponibilidad de datos que condiciona la elección de los indicadores (Hernangómez et al., 2007).

Los indicadores de la actividad docente utilizados son variables relacionadas con: el número de profesores, el personal de administración y servicios, el número de estudiantes, el número de graduados, servicios de infraestructura (bibliotecas, laboratorios, aulas de informática) y los recursos financieros (Morales, 2019; Quispe y Jordán, 2017; Alcaraz y Bernal, 2017; Huamaní et al., 2016)

El número y tipo de publicaciones, el factor de impacto, los ingresos derivados de la investigación, el número de profesores doctores, el número de tesis doctorales defendidas, el número de alumnos matriculados y los resultados de diferentes tipos de evaluaciones de la investigación suelen ser las variables consideradas en representación del output (Quispe y Jordán, 2017; Huamaní et al., 2016; Hernangómez et al., 2007).

Es importante limitar el número de variables incluidas en el análisis, por la pérdida de poder discriminatorio que sufre el modelo cuando se combinan una cantidad elevada de variables (Vázquez, 2011). Cuanto mayor sea el número de inputs y outputs contenidos en el análisis, mayor será el número de Unidades evaluadas como eficientes y menor será, por tanto, el poder discriminatorio de la técnica DEA (Herrero, 2015).

La selección de variables que se utilizará en el modelo se basa, en la revisión de literatura sobre evaluación de eficiencia en la educación superior (Martín, 2008) y el análisis estadístico realizado para esta investigación de posibles relaciones entre las variables seleccionadas (Duch y Vilalta, 2010).

Por tanto, se asumirá que los inputs son establecidos en función de la naturaleza de la utilización de los recursos humanos, financieros y materiales en el proceso productivo para obtener determinados outputs (Vázquez, 2011). En relación a los outputs suelen considerarse los que son representativas de la actividad docente e investigadora de las universidades (Herrero, 2015).

Las variables para el estudio que se planteó de pueden visualizar en el **ANEXO A2**, se consideró: 16 variables de entrada (inputs) y 9 variables de salida (output) (*Tabla 3.3*) como resultado de la revisión de la literatura, así como la disponibilidad de la información para el tema tratado de acuerdo a la información presentada por el CONEA en el año 2009 (Consejo de Educación Superior, 2013).

Tabla 3.3.
Selección de inputs/outputs para el estudio de Eficiencia Técnica en el Sector Educativo

Variable	Indicador	Clase de variable
Docencia	#Docentes con doctorado/#Docentes	Input
Docencia	#Docentes magísteres/#Docentes	Input
Docencia	#Docentes titulares/#Docentes	Input
Docencia	#Docentes tiempo completo/#Docentes	Input
Docencia	#Docentes tiempo parcial/#Docentes	Input
Docencia	#Docentes capacitados/#Docentes	Input
Docencia	#Docentes/ #Estudiantes	Input
Docencia	#Docentes con Doctorado/#Estudiantes	Input
Docencia	#Docentes tiempo completo/#Estudiantes	Input
Docencia	#Docentes tiempo parcial/#Estudiantes	Input
Investigación	#Docentes investigación/#Docentes	Input
Investigación	#Docentes investigación/#Docentes doctorado	Input
Investigación	Estudiantes auxiliares de investigación/#Estudiantes	Input
Gestión	#Computadores conectados a estudiantes/ Estudiantes	Input

Tabla 3.3. (Continuación)

Variable	Indicador	Clase de variable
Gestión	#Bibliotecas virtuales contratadas/# Estudiantes	Input
Gestión	#Empleados Capacitados /#Empleados	Input
Gestión	#Empleados Capacitados /#Empleados	Input
Investigación	#Libros publicados / #Docentes	Output
Investigación	#Revistas revisadas / #Docentes	Output
Investigación	#Revistas no revisadas / #Docentes	Output
Investigación	#Proyectos de investigación terminados / #Docentes	Output
Medio externo	#Docentes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad / #Docentes	Output
Medio externo	# Programas de Vinculación con la sociedad / # Docentes	Output
Medio externo	# Estudiantes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad / # Estudiantes	Output
Medio externo	#Estudiantes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad/#Docentes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad	Output
Gestión	Monto de Inversión y Desarrollo 2008 / Presupuesto Ejecutado 2008	Output

Nota: Los inputs son determinados por los recursos o los factores que afectan el desempeño de las Unidades, los outputs son considerados como beneficios obtenidos del desempeño de las Unidades.

Definidas las variables disponibles se aplicó las principales reglas establecidas por Golany y Roll (1989); Charnes, Cooper, Lewin, y Seiford (1994) y Murias Fernández (2005); para estudiar si la proporción entre la cantidad de variables y la cantidad de Unidades es apropiada.

Tabla 3.4.

Prueba sobre la cantidad de variables

Autor	Condición	Prueba	Resultado
Golany y Roll, 1989	$2(s + m) \leq n$	$2(9 + 16) \leq 54$	$50 \leq 54$
Charnes, Cooper, Lewin, y Seiford, 1994	$3(s + m) \leq n$	$3(9 + 16) \leq 54$	$75 \leq 54$
Murias Fernández, 2005	$s * m \leq n$	$9 * 16 \leq 54$	$144 \leq 54$

Nota: $s = output$; $m = input$; $n = número total de unidades$. Adaptado de "Análisis de la eficiencia técnica y su relación con los resultados de la evaluación de desempeño en una Universidad chilena" por Hernán Cáceres V., Werner Kristjanpoller R., y Jorge Tabilo A. (2013), 24, 199–217.

En la **Tabla 3.4.**, se observa que, en la aplicación de las tres reglas, la cantidad de variables consideradas supera el estándar respectivo al no cumplir con las condiciones presentadas por cada autor. Dado que la cantidad de Unidades no puede ser modificada, sólo resta estudiar la posibilidad de reducir la cantidad de variables a utilizar (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013).

Dicha reducción se lleva a cabo al aplicar la correlación de variables y la medida a utilizar para cuantificar la información es la varianza de un input y output alrededor de su media (Herrero, 2015) como se muestra en los **ANEXOS A3 Y A4**.

Se aplicó nuevamente las reglas para estudiar si la proporción entre la cantidad de variables y la cantidad de Unidades es apropiada.

Tabla 3.5.

Prueba sobre la cantidad de variables

Autor	Condición	Prueba	Resultado
Golany y Roll, 1989	$2(s + m) \leq n$	$2(3 + 4) \leq 54$	$14 \leq 54$
Charnes, Cooper, Lewin, y Seiford, 1994	$3(s + m) \leq n$	$3(3 + 4) \leq 54$	$21 \leq 54$
Murias Fernández, 2005	$s * m \leq n$	$3 * 4 \leq 54$	$12 \leq 54$

Nota: s = output; m = input; n = número total de unidades. Adaptado de "Análisis de la eficiencia técnica y su relación con los resultados de la evaluación de desempeño en una Universidad chilena" por Cáceres, H., Kristjanpoller, W., y Tabilo, J. (2013), 24, 199–217.

En la **Tabla 3.5.** sobre la prueba que se realizó sobre la cantidad de variables a usar, se establece que la cantidad de inputs y outputs es menor o igual a la cantidad de Unidades a ser evaluadas por lo que se utilizó (4) inputs y (3) outputs.

Orientación del modelo

La eficiencia puede ser caracterizada de acuerdo a dos enfoques básicos que puede tener el modelo (Dzeng y Wu, 2013), de acuerdo al tipo de variables sobre las que se tenga un mayor control:

Inputs orientados

Dado el nivel de Outputs, la máxima reducción proporcional en el vector Inputs mientras permanece en la frontera de posibilidades de producción (Vázquez, 2011). Se estima la ineficiencia de las Unidades por aumento de los resultados de la Unidad ineficiente hasta alcanzar los niveles correspondientes de la Unidad eficiente, utilizando los mismos recursos (Pino et al., 2010).

Outputs orientados

Dado el nivel de Inputs, el máximo incremento proporcional de los Outputs permaneciendo dentro de la frontera de posibilidades de producción (Coll y Blasco, 2006).

Se estima la ineficiencia de las Unidades por la posible reducción de los recursos de la Unidad ineficiente hasta alcanzar los niveles correspondientes de la Unidad eficiente, para el mismo nivel de producción (Martín, 2008).

En el sector educativo es común la orientación hacia la obtención de los mejores resultados, es decir, hacia la obtención de mayores niveles de producción a partir de los recursos disponibles, en lugar de hacia una minimización de estos últimos sobre los que se ejerce un limitado control (Badenes, 2015) y (León, 2015).

3.3.5. Evaluación del Ordenamiento Metodológico COOPER

Se utilizó el software MaxDEA 7 que es una macro que funciona sobre Access, y trata los datos procedentes de Excel para obtener los resultados de Eficiencia Técnica de las Unidades (Espitia, Buitrago, y Loyo, 2017).

3.3.5.1. Análisis de sensibilidad utilizando bootstrap

El análisis DEA posee propiedades a razón de que sus resultados son sensibles a la composición de la muestra utilizada (Kerner, 2015). Si existió incertidumbre en la frontera observada, la aplicación del modelo CCR con orientación outputs puede conducir a resultados incorrectos (Herrero, 2015).

Para superar este problema se utilizó bootstrap como una forma para analizar la sensibilidad de las medidas de eficiencia DEA respecto a variaciones en el muestreo.

Para analizar los cambios en la eficiencia técnica al considerar explícitamente la calidad de los datos se calculan los índices de eficiencia técnica para cada IES con DEA mediante Bootstrapping con 2000 iteraciones con un nivel de significación del 95% (Herrero, 2015) resultados que se presentan en la **Tabla 3.6; Tabla 3.7 y Tabla 3.8.**

Tabla 3.6.**Estadísticos Bootstrapping**

Bootstrapping Método:	Bootstrap
Tamaño de muestra:	54
Número de muestras:	7
Nivel de significación (%):	95

Nota: Descripción del estadístico de remuestreo utilizado. La versión de evaluación es en JMT trial 14.

Tabla 3.7.**Estadísticos descriptivos del remuestreo**

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica	IC al 95%	
								Límite superior	Límite inferior
x1	54	0	54	0,01	4,04	0,698	0,71	-0,6936	2,0896
x2	54	0	54	0,014	2,264	0,804	0,584	-0,34064	1,94864
x3	54	0	54	0,023	2,795	0,783	0,612	-0,41652	1,98252
x4	54	0	54	0,042	2,793	0,785	0,61	-0,4106	1,9806
y1	54	0	54	0,002	4,988	0,608	0,789	-0,93844	2,15444
y2	54	0	54	0,001	3,561	0,672	0,735	-0,7686	2,1126
y3	54	0	54	0,006	6,156	0,506	0,86	-1,1796	2,1916

Nota: Estadístico de remuestreo utilizando la versión de evaluación de JMT trial 14 con intervalos de confianza al 95%.

Tabla 3.8.**Remuestreo**

Muestra x1	Muestra x2	Muestra x3	Muestra x4	Muestra y1	Muestra y2	Muestra y3
0,755	0,057	0,123	0,234	0,567	0,234	0,646
1,222	0,755	1,009	0,153	0,153	0,583	0,530
0,010	0,241	1,090	1,090	0,153	1,222	0,567
0,644	1,009	0,646	0,123	0,285	0,460	0,374
0,583	0,163	1,275	0,238	1,237	0,238	0,123
0,644	0,839	0,644	0,552	1,275	0,011	1,222
0,583	0,510	1,009	0,631	2,218	0,057	0,057
0,333	0,510	0,627	0,178	0,530	0,567	0,011
0,688	0,103	0,354	0,639	0,530	0,583	1,275
4,040	0,241	0,312	0,057	0,552	0,680	0,646
0,123	0,163	0,552	0,852	0,552	0,646	0,365
0,644	1,237	2,254	0,312	0,688	0,688	1,095
0,639	0,530	0,182	0,238	0,518	0,583	0,354
0,010	0,285	0,688	0,374	4,040	0,631	1,275
0,680	0,567	0,639	0,123	0,594	0,594	0,898
0,878	0,200	0,178	0,057	0,153	0,010	2,492
0,898	1,095	1,126	0,510	0,057	0,365	0,688
0,312	0,182	0,312	0,153	0,552	0,333	0,644
0,103	0,200	0,627	1,222	0,510	1,032	0,011
0,594	0,285	0,567	0,010	0,059	0,631	0,852
0,755	0,333	0,200	0,153	0,639	0,333	0,852
1,095	0,583	0,374	0,567	2,218	0,878	1,095
0,010	0,460	0,644	0,312	0,059	0,241	1,095
0,241	0,627	0,103	0,010	4,040	0,631	1,222
0,644	0,285	0,374	2,492	0,163	1,222	1,032
0,241	0,182	1,032	0,510	0,583	0,057	0,680
1,095	0,460	1,126	0,518	0,241	0,567	0,639
0,567	0,374	0,646	0,153	0,011	0,059	0,234
0,852	1,126	0,057	1,095	0,163	0,680	0,644
0,057	0,312	0,011	0,200	0,182	0,898	0,646
0,839	0,182	0,059	4,040	0,123	0,839	0,631
0,680	2,492	0,878	0,567	0,594	0,238	0,552
0,852	0,200	0,631	0,530	0,103	0,627	0,123
0,688	0,011	1,095	0,312	0,510	0,530	0,680
0,518	0,163	0,567	0,057	0,839	0,567	0,680
0,153	0,360	0,688	0,755	0,583	0,755	0,680
0,365	0,898	0,852	0,333	1,090	0,852	0,631

Tabla 3.8. (Continuación)

Muestra x1	Muestra x2	Muestra x3	Muestra x4	Muestra y1	Muestra y2	Muestra y3
0,360	0,163	0,644	0,057	0,285	0,627	0,594
0,631	0,011	4,040	0,878	0,153	0,594	0,646
0,153	0,182	0,010	0,354	0,460	0,234	0,460
0,010	2,218	0,011	0,354	0,178	0,241	0,680
0,011	2,492	1,009	0,011	1,032	1,090	0,354
0,530	0,238	0,878	0,530	0,057	0,878	1,222
0,365	1,126	0,059	1,275	0,518	0,552	0,680
0,200	2,254	0,011	0,646	0,163	0,552	0,059
0,059	1,222	0,354	0,153	0,530	0,631	0,360
2,492	0,646	0,552	0,011	0,234	0,360	0,153
0,057	0,365	0,518	0,631	0,878	0,567	1,222
0,285	1,126	0,852	0,241	0,365	0,178	0,898
0,639	2,492	2,254	1,275	1,222	0,631	0,354
1,275	0,639	0,518	0,103	0,644	0,583	0,680
0,182	1,009	0,285	1,237	0,059	0,241	0,530
1,090	0,839	0,518	0,182	1,275	0,234	0,238
0,646	1,090	0,374	2,492	0,285	0,594	1,126

Nota: Remuestreo utilizando la versión de evaluación de JMT trial 14 con intervalos de confianza al 95%.

3.3.5.2. Relación del DEA con la Evaluación de Desempeño

Para el estudio de la relación entre la Eficiencia Técnica con DEA y la Evaluación de Desempeño realizó correlación de variables (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013). La utilidad principal de los estudios correlacionales es saber cómo se puede comportar un concepto o una variable al conocer el comportamiento de otras variables vinculadas (Hernández, Fernández, y Baptista, 2014).

La correlación predice el valor aproximado que tuvo el grupo de datos en una variable, a partir del valor que poseen en las variables relacionadas. Si dos variables están correlacionadas y se conoce la magnitud de la asociación, se tienen bases para predecir, con mayor o menor exactitud, el valor aproximado que tendrá un grupo de estudio en una variable, al saber qué valor tienen en la otra (Hernández, Fernández, y Baptista, 2014).

3.3.6. Resultados e implementación del Ordenamiento Metodológico COOPER

En la *figura 3.2*. Presentación de resultados ya la *Tabla 3.9*. Softwares utilizados para la Evaluación de la Eficiencia Técnica; se muestra los métodos estadísticos utilizados en cada una de las etapas del Marco Metodológico de COOPER para

llegar a medir la Eficiencia Técnica de las Instituciones de Educación Superior y para efectuar la correlación con los resultados de la Evaluación Institucional realizada por el CONEA en el año 2009.

Tabla 3.9.
Softwares utilizados para la Evaluación de Eficiencia Técnica

Programa	Características
MaxDEA 7	MaxDEA 7 tiene los modelos DEA más completos y todas sus combinaciones posibles, como la combinación de "Salidas indeseables" y "Malmquist" (malmquist-Luenberger Productivity Index).
JMP trial 14	JMP es una plataforma de análisis de datos.

Nota: Principales característica del software utilizados para la Evaluación de Eficiencia Técnica mediante Análisis Envoltente de Datos.



CAPÍTULO IV. ANALISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

4.1. Presentación de resultados

A continuación, se presenta los resultados de la Eficiencia Técnica para el modelo DEA con orientación *output*; asimismo, se instrumenta con este modelo la técnica del *bootstrap* y se analiza la *correlación* entre Eficiencia y la Evaluación de desempeño de las Universidades.

4.1.1. Variables del estudio

Según los ajustes realizados se utilizaron, para la medición de las cincuenta y cuatro Unidades, siete variables en total: cuatro inputs ($m = 4$) y tres outputs ($s = 3$).

Análisis de Componentes Principales para variables de entrada

En la **Tabla 4.1.**, se obtiene la medida de adecuación muestral «KMO» (Kaiser-Meyer-Olkin) el que nos permite conocer la posibilidad de realizar un ACP, como se puede observar en este caso es de 0,530, lo que indica que las variables se adecuan correctamente para este análisis.

En la prueba de esfericidad de Bartlett con un $\chi^2 = 452,846$ nos da un sig. de 0,000. El test de Bartlett, es menor o igual a 0,05 lo que indica que existe correlación significativa entre las variables.

Tabla 4.1.

Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		0,530
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	452,846
	gl	120
	Sig.	0,000

De acuerdo al análisis de componentes principales realizado con las variables de entrada se tiene que los grupos con mayor grado de correlación fueron:

Tabla 4.2.**Variables de entrada**

Componente	Porcentaje de explicación	Interpretación
Docencia-Investigación-Gestión	21,185%	x1: D1, D7, D8, Iv3, G2 y G3
Docencia-Investigación	15,734%	x2: D3, D4, D9, Iv1 y Iv2
Docencia	13,199%	x3: D5 y D10
Docencia-Gestión	12,329%	x4: D2 y D6 y G4
Total de la varianza	62,446%	

Nota: Reducción de variables INPUTS mediante Análisis de Componentes Principales.

Tabla 4.3.**Variables de entrada para el estudio de Eficiencia Técnica en el Sector Educativo**

Componente	Variable/Indicador
x1: Docencia-Investigación-Gestión	Docencia (D1): #Docentes con doctorado/#Docentes
	Docencia (D7): #Docentes/#Estudiantes
	Docencia (D8): #Docentes con Doctorado/#Estudiantes
	Investigación (Iv3): #Estudiantes Auxiliares de Investigación/ #Estudiantes
	Gestión (G2): #Computadores conectados a estudiantes/#Estudiantes
x2: Docencia-Investigación	Gestión (G3): #Bibliotecas virtuales contratadas/#Estudiantes
	Docencia (D3): #Docentes Titulares/#Docentes
	Docencia (D4): #Docentes Tiempo Completo/#Docentes
	Docencia (D9): #Docentes Tiempo Completo/#Estudiantes
	Investigación (Iv1): #Docentes Investigadores/#Docentes
x3: Docencia	Investigación (Iv2): #Docentes Investigadores/#Docentes Doctorado
	Docencia (D5): #Docentes Tiempo Parcial/#Docentes
	Docencia (D10): #Docentes Tiempo Parcial/#Estudiantes
x4: Docencia-Gestión	Docencia (D2): #Docentes Magísteres/#Docentes
	Docencia (D6): #Docentes Capacitados/#Docentes
	Gestión (G4): #Empleados Capacitados/#Empleados

Nota: Agrupación de las variables para el estudio de Eficiencia Técnica. La reducción de variables INPUTS es mediante Análisis de Componentes Principales.

El análisis muestra 4 componentes que explican el 64,44% de la variación, considerada como una proporción significativa del total. Los componentes resultantes en este estudio representan el resultado de una combinación lineal de las variables en donde cada una tiene una ponderación diferente, en proporción a las magnitudes de cada elemento que conforma el autovector respectivo. Se seleccionaron los primeros 4 componentes principales debido a que el valor propio fue mayor a uno.

En función a lo descrito anteriormente, el primer componente es el que tiene la mayor varianza y en consecuencia la mayor capacidad explicaría de los datos en el estudio, el que es el 21,18% del total, estas variables son: D1, D7, D8, Iv3, G2 y G3. Este componente está relacionado con los parámetros Docencia-Investigación-Gestión.

El segundo componente explica el 15,73% de la variabilidad total por su aporte las se tiene las siguientes variables: D3, D4, D9, Iv1 y Iv2. Este componente está relacionado con los parámetros Docencia-Investigación.

El tercer componente explica el 13,19% del total de la varianza y allí sobresale por su aporte las variables: D5 y D10. Este componente está relacionado con el parámetro de Docencia.

El cuarto componente explica el 12,32% del total de la varianza y allí sobresale por su aporte las variables: D2 y D6 y G4. Este componente está relacionado con el parámetro de Docencia-Gestión.

Análisis de Componentes Principales para variables de salida

En la **Tabla 4.4.**, se obtiene la medida de adecuación muestral «KMO» (Kaiser-Meyer-Olkin) el que nos permite conocer la posibilidad de realizar un ACP, como se puede observar en este caso es de 0,610, lo que indica que las variables se adecuan correctamente para este análisis. En la prueba de esfericidad de Bartlett con un $\chi^2 = 542,666$ nos da un sig. de 0,000. El test de Bartlett, es menor o igual a 0,05 lo que indica que existe correlación significativa entre las variables.

Tabla 4.4.

Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		0,610
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	542,666
	gl	140
	Sig.	0,000

De acuerdo al análisis de componentes principales realizado con las variables de salida se tiene que los grupos con mayor grado de correlación fueron:

Tabla 4.5.

Variables de salida

Componente	Porcentaje de explicación	Interpretación
Investigación-Medio Externo	32,429%	y1: Iv7, Me1, Me2, Me3, Me4
Investigación	27,771%	y2: Iv4, Iv5, Iv6
Medio Externo-Gestión	12,000%	y3: Me4, G1
Total de la varianza	72,200%	

Nota: Reducción de variables OUTPUTS mediante Análisis de Componentes Principales.

Tabla 4.6.

Variables de salida para el estudio de Eficiencia Técnica en el Sector Educativo

Componente	Variable/Indicador
y1: Investigación-Medio Externo	Investigación (Iv7): #Proyectos de investigación terminados/ #Docentes Medio externo (Me1): #Docentes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad/#Docentes Medio externo (Me2): #Programas de Vinculación con la sociedad/#Docentes Medio externo (Me3): #Estudiantes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad/#Estudiantes Medio externo (Me4): #Estudiantes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad/#Docentes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad
y2: Investigación	Investigación (Iv4): #Libros publicados / #Docentes Investigación (Iv5): #Revistas Revisadas/#Docentes Investigación (Iv6): #Revistas no Revisadas/#Docentes
y3: Medio Externo-Gestión	Medio externo (Me4): #Estudiantes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad/#Docentes con Participación en Programas de Vinculación con la Colectividad Gestión (G1): Monto de Investigación y Desarrollo 2008/Presupuesto Ejecutado 2008

Nota: Agrupación de las variables para el estudio de Eficiencia Técnica. La reducción de variables OUTPUTS es mediante Análisis de Componentes Principales.

El análisis muestra 3 componentes que explican el 72,20% de la variación, considerada como una proporción significativa del total. Se seleccionaron los primeros 3 componentes principales debido al valor propio que fue mayor a uno.

El primer componente explica el 32,42% del total de la varianza y allí sobresalen por su aporte las variables: Iv7, Me1, Me2, Me3, Me4. Este componente está relacionado con el parámetro de Investigación-Medio Externo.

El segundo componente explica el 27,77% del total de la varianza y allí sobresalen por su aporte las variables: Iv4, Iv5, Iv6. Este componente está relacionado con el parámetro de Investigación.

El tercer componente explica el 12,00% del total de la varianza y allí sobresale por su aporte las variables: Me4 y G1. Este componente está relacionado con el parámetro de Medio Externo-Gestión.

Variables de estudio

Al aplicar el Análisis de Componentes Principales en la **Tabla 4.7.** se encuentran los datos que se utilizaron para el estudio de Eficiencia Técnica.

Tabla 4.7.
Variables del modelo

DMU ^a	x1 ^b	x2 ^c	x3 ^d	x4 ^e	y1 ^f	y2 ^g	y3 ^h
U1	0,00950	1,19482	0,47309	1,40906	0,14758	3,56119	0,32061
U2	0,10317	1,35647	1,15264	1,81914	1,18641	0,06259	0,24462
U3	0,63883	0,04449	0,46299	0,08405	0,31204	0,45939	0,07902
U4	0,68042	0,41946	0,91559	1,54994	0,54543	1,26536	0,02038
U5	0,18184	0,12987	0,52447	1,59452	0,14767	2,88193	0,47050
U6	0,35385	1,12448	1,61796	0,46507	1,27023	1,70304	0,27952
U7	0,24099	0,06475	0,87307	0,43011	0,26297	0,46925	0,44581
U8	0,15322	0,36666	1,03425	0,22780	0,52058	0,61778	0,46703
U9	1,09531	1,24500	1,22263	0,45452	0,09309	0,21929	0,49615
U10	0,37386	0,78935	0,59906	0,17975	0,56569	0,10756	0,55551
U11	1,08960	0,12535	0,71855	0,80405	0,52312	0,28521	0,26649
U12	0,58335	0,83949	1,02725	0,35641	0,89541	2,31292	0,73083
U13	0,23814	0,96105	0,84230	1,06438	0,43546	0,28830	0,57734
U14	1,03223	0,48983	0,17063	1,05218	0,55988	0,76374	0,00562
U15	0,63091	0,19566	0,16615	0,10309	0,62243	0,40453	0,27139
U16	1,27502	0,07142	0,68871	0,49373	0,57051	0,38513	0,42742
U17	0,15321	0,43373	0,88884	1,30597	0,58645	0,01305	0,20692
U18	0,20033	0,10172	1,39728	1,06318	0,66875	1,17271	0,62977
U19	2,49223	1,12048	1,91224	0,36085	0,45941	0,65486	0,34959
U20	4,04006	1,06369	2,52121	1,22400	0,55163	0,46766	0,31337
U21	0,01053	1,44987	0,59293	0,28570	0,24430	0,20956	0,43322
U22	0,36045	0,01412	0,56473	0,04767	0,37429	0,62968	0,18029
U23	0,12269	0,90601	0,71032	0,89321	0,63291	0,50895	0,08126
U24	0,51765	0,13086	0,26744	0,93022	0,10966	0,71810	0,16302
U25	0,05903	1,13828	0,77407	1,22052	0,37219	0,50612	0,07097
U26	0,87768	1,09457	2,57776	0,45828	0,29241	0,06762	0,06867
U27	0,33264	1,31694	0,23350	0,23738	0,41234	0,50777	0,01289
U28	1,00867	1,44279	0,22387	1,23726	0,33983	0,66553	0,18965
U29	1,23670	1,18548	2,79480	0,43523	0,77133	0,01394	0,83049
U30	0,55237	0,40200	0,28726	0,98845	0,39005	0,29580	0,11267
U31	0,51035	1,14410	0,43411	0,87897	0,71062	0,09926	0,50315
U32	0,28467	1,87800	0,36441	0,04172	0,00203	0,00116	0,45098
U33	0,64395	0,53000	0,69970	0,42433	3,19474	1,06611	0,28747
U34	0,17775	1,03645	0,68724	1,48549	0,0200	0,14262	0,56935
U35	2,21814	2,26421	0,77254	1,40568	2,04876	2,46551	0,69734
U36	0,56671	1,31679	0,64112	2,68595	0,24364	0,13345	0,40251
U37	0,05694	0,07281	0,07562	0,35369	0,77296	0,42557	0,32768
U38	0,83920	1,27112	0,02330	0,22184	0,25058	0,29983	6,15568
U39	0,59387	0,99197	0,58394	0,19495	0,45965	0,61025	0,43018
U40	2,25407	2,24465	0,43028	0,46151	0,64789	1,72428	0,23440
U41	0,31173	0,80352	0,23676	2,79315	0,26090	0,21470	0,24104
U42	0,89793	0,31967	0,61310	0,34512	0,61820	0,61614	0,56038
U43	0,68759	0,23680	0,05606	0,85951	0,43348	0,54443	0,25605
U44	1,12576	0,22025	0,17045	0,05589	0,22825	0,50019	0,54405
U45	1,22156	0,49266	0,53887	0,75251	0,18914	0,59459	0,54593
U46	0,23414	1,42508	0,87522	0,52645	0,20728	0,11020	0,54493
U47	0,36469	0,15838	1,81191	0,31719	0,77399	0,21489	0,57964
U48	0,45995	1,33877	1,06725	0,83624	0,51660	0,55341	0,17020
U49	0,64601	0,24245	0,35786	1,26421	0,23176	0,18004	0,47978
U50	0,16288	1,13540	0,39995	0,41164	0,02969	0,48039	0,49236
U51	0,52961	0,56934	0,92659	0,23576	0,10413	0,58398	2,53635
U52	0,75532	0,70151	1,00407	0,74349	0,48677	0,69953	0,35025
U53	0,85205	1,67735	0,57142	1,16662	0,56872	0,34104	0,37598
U54	0,62689	0,12440	0,71619	1,14417	4,98840	1,46890	0,29760

^a Unidad Académica

^b Docencia-Investigación-Gestión

^c Docencia-Investigación

^d Docencia

^e Docencia-Gestión

^f Investigación-Medio Externo

^g Investigación

^h Medio Externo-Gestión

Nota: Con el fin de que las posean sentido, los inputs y los outputs han sido normalizados por el promedio de cada uno para obtener una medida estandarizada y adimensional, requisito del método a aplicar.

4.1.2. Selección de la orientación y escala de rendimiento

En la Universidad los presupuestos son fijados una vez al año y estos pueden sufrir alteraciones por factores internos y externos (Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo, 2013), se espera que las Unidades aumenten los productos que ofrecen en las universidades con: mejores resultados de aprendizaje de pregrado, niveles de publicaciones, adjudicación de proyectos, niveles de matrícula de estudiantes nuevos (Visbal, Mendoza, y Causado, 2015).

La orientación seleccionada para el estudio de Eficiencia Técnica con DEA es hacia el output (Quispe y Jordán, 2017). En relación a la selección de la escala de rendimiento, es necesario considerar rendimiento variable de escala¹⁸ dada la heterogeneidad de los tamaños de las DMUs.

4.1.3. Aplicación de DEA

CCR-O resultados

La **Tabla 4.8.** muestra las puntuaciones de eficiencia promedio del modelo CCR-O de las 54 DMUs. 16 DMUs de las 54 se consideran eficientes ya que su puntuación de eficiencia es de 100%.

El conjunto de referencia representa el DMUs del par en comparación con otros DMUs y se convierte en su punto de referencia. Los DMUs que tienen puntos de referencia se les pide que aprendan cómo transferir sus insumos a los productos, es decir, adoptar sus políticas y técnicas en el proceso de producción. En el caso de la Escuela Politécnica Del Ejercito los conjuntos de referencia son Universidad Técnica de Manabí y la Universidad Regional Autónoma de los Andes.

La **Tabla 4.8.** muestra la eficiencia de cada DMU y sus conjuntos de referencia. Las puntuaciones de DMUs oscilan entre el 8,69% y el 100%. 16 DMUs son eficientes,

¹⁸ Se refieren a la relación existente entre la variación de los inputs de producción y la variación del output, relación más expresada en términos físicos.

mientras que 38 de DMUs son ineficientes. La Universidad Tecnológica Indoamérica tiene la menor puntuación de eficiencia. La media de las puntuaciones es 59,68% y la desviación estándar es 0,333.

Tabla 4.8.
CCR-O resultados y conjuntos de referencia

DMU	Puntuación de Eficiencia	Conjunto de Referencia
U1	100,00%	
U2	79,79%	U21(0,85); U37(1,65)
U3	76,71%	U5(0,01); U22(0,74); U44(0,14); U54(0,02)
U4	38,33%	U5(0,76); U12(0,30); U22(0,06); U44(0,20); U54(0,19)
U5	100,00%	
U6	100,00%	
U7	100,00%	
U8	100,00%	
U9	11,13%	U5(0,06); U12(0,49); U22(0,72); U38(0,64)
U10	50,31%	U22(0,07); U33(0,33); U38(0,16)
U11	38,07%	U22(1,11); U37(1,24); U38(0,02)
U12	100,00%	
U13	32,76%	U1(0,03); U21(0,41); U37(1,53); U38(0,17)
U14	60,76%	U1(0,16); U37(0,79); U38(0,08); U43(0,62)
U15	100,00%	
U16	90,37%	U22(1,19); U37(0,23); U38(0,03)
U17	27,97%	U21(0,17); U37(2,66)
U18	100,00%	
U19	22,82%	U12(0,26); U22(2,31); U33(0,20); U38(0,04); U44(1,20)
U20	10,56%	U12(0,33); U22(2,32); U37(0,19); U38(0,14); U44(2,19); U54(0,68)
U21	100,00%	
U22	100,00%	
U23	38,99%	U1(0,12); U37(1,99); U54(0,01)
U24	47,21%	U1(0,01); U5(0,46); U37(0,12); U38(0,01); U43(0,15)
U25	43,07%	U1(0,19); U21(0,58); U37(0,90)
U26	8,69%	U22(0,52); U33(0,99); U38(0,07)
U27	69,04%	U1(0,10); U12(0,06); U15(0,38); U33(0,09)
U28	37,82%	U1(0,28); U37(0,57); U38(0,70); U43(0,57)
U29	28,36%	U22(1,29); U33(0,67); U38(0,41)
U30	19,61%	U1(0,11); U15(0,40); U37(2,22); U38(0,02)
U31	25,22%	U37(1,09); U38(0,25); U54(0,38)
U32	38,96%	U38(0,19)
U33	100,00%	
U34	38,17%	U1(0,06); U21(0,49); U38(0,21)
U35	73,97%	U1(0,45); U15(2,82); U37(1,09); U38(0,45)
U36	10,01%	U21(0,35); U37(2,88); U38(0,48)
U37	100,00%	
U38	100,00%	
U39	55,57%	U12(0,29); U22(0,29); U33(0,13); U38(0,06); U44(0,16)
U40	99,23%	U1(0,24); U15(0,48); U44(1,40)
U41	14,39%	U1(0,13); U37(2,22); U38(0,14); U43(0,09)
U42	53,70%	U12(0,10); U22(0,63); U37(0,44); U38(0,08); U44(0,43); U54(0,08)
U43	100,00%	
U44	100,00%	
U45	32,08%	U5(0,35); U12(0,07); U22(0,23); U37(0,22); U38(0,15); U44(0,80)
U46	28,26%	U21(0,75); U37(0,64); U38(0,23)
U47	73,07%	U22(0,59); U37(0,47); U38(0,08); U54(0,09)
U48	24,95%	U1(0,13); U6(0,32); U12(0,26); U33(0,22); U37(0,91)
U49	39,11%	U22(0,57); U37(0,44); U38(0,16)
U50	45,09%	U1(0,26); U12(0,05); U38(0,16)

Tabla 4.8. (Continuación)

DMU	Puntuación de Eficiencia	Conjunto de Referencia
U51	92,35%	U5(0,07); U12(0,01); U22(0,42); U38(0,43)
U52	29,02%	U5(0,04); U12(0,64); U22(0,38); U37(1,19); U38(0,03); U44(0,13)
U53	17,36%	U1(0,20); U15(0,46); U37(0,63); U38(0,26); U54(0,48)
U54	100,00%	

Nota: El análisis de CCR fue desarrollado en el programa MaxDEA 7.

BCC-O resultados

La **Tabla 4.9.** muestra las puntuaciones de eficiencia promedio del modelo BCC-O de las 54 DMUs. 20 DMUs de 54 se consideran eficientes con una puntuación de eficiencia de 100%.

Existen Universidades que tienen una puntuación mayor al 70%. La Universidad del Azuay tiene una puntuación de eficiencia de 72,17%; la Universidad Internacional Del Ecuador tiene una puntuación de eficiencia de 96,53%; la Universidad Técnica Particular de Loja tiene una puntuación de eficiencia de 84,92%, la Universidad Metropolitana tiene una puntuación de eficiencia de 98,39%; la Universidad Estatal Península de Santa Elena tiene una puntuación de eficiencia de 73,56%; la Universidad Politécnica Estatal del Carchi tiene una puntuación de eficiencia de 92,99%.

Las puntuaciones medias de DMUs oscilan entre el 9,44% y el 100%. Del total de las 54 DMUs se observa que 34 de DMUs son ineficientes. La Universidad Tecnológica Indoamérica tiene la menor puntuación de eficiencia. La media de las puntuaciones es 65,75% y la desviación estándar es 0,324.

Tabla 4.9.
BCC-O resultados y conjuntos de referencia

DMU	Puntuación de Eficiencia	Conjunto de Referencia
U1	100,00%	
U2	100,00%	
U3	100,00%	
U4	45,80%	U1(0,27); U5(0,51); U54(0,22)
U5	100,00%	
U6	100,00%	
U7	100,00%	
U8	100,00%	
U9	14,98%	U1(0,13); U12(0,35); U38(0,49); U54(0,03)
U10	68,02%	U8(0,24); U22(0,21); U32(0,26); U33(0,19); U37(0,02); U38(0,08)
U11	41,54%	U18(0,19); U22(0,57); U38(0,06); U54(0,18)

Tabla 4.9. (Continuación)

DMU	Puntuación de Eficiencia	Conjunto de Referencia
U12	100,00%	
U13	43,29%	U1(0,06); U37(0,69); U38(0,17); U54(0,08)
U14	72,17%	U1(0,19); U37(0,78); U54(0,03)
U15	100,00%	
U16	96,53%	U18(0,16); U22(0,77); U38(0,03); U54(0,04)
U17	44,16%	U37(0,84); U38(0,02); U54(0,13)
U18	100,00%	U18(1,00)
U19	34,38%	U12(0,72); U22(0,00); U33(0,21); U38(0,07)
U20	23,15%	U1(0,36); U38(0,18); U54(0,46)
U21	100,00%	
U22	100,00%	
U23	51,54%	U1(0,16); U2(0,19); U37(0,53); U54(0,11)
U24	47,50%	U1(0,02); U5(0,41); U37(0,48); U43(0,08)
U25	49,79%	U1(0,22); U2(0,27); U37(0,51)
U26	9,44%	U33(0,86); U38(0,07); U54(0,07)
U27	84,92%	U12(0,09); U15(0,35); U22(0,09); U37(0,47)
U28	46,16%	U1(0,31); U37(0,63); U38(0,01); U54(0,04)
U29	33,41%	U33(0,51); U38(0,37); U54(0,12)
U30	24,51%	U1(0,18); U37(0,58); U38(0,02); U54(0,22)
U31	28,10%	U37(0,30); U38(0,25); U54(0,45)
U32	100,00%	
U33	100,00%	
U34	38,74%	U1(0,02); U21(0,52); U37(0,27); U38(0,19)
U35	98,39%	U1(0,53); U38(0,07); U54(0,40)
U36	13,97%	U1(0,09); U37(0,17); U38(0,44); U54(0,30)
U37	100,00%	
U38	100,00%	
U39	55,68%	U12(0,29); U15(0,15); U22(0,31); U33(0,10); U38(0,06); U44(0,09)
U40	100,00%	
U41	20,06%	U1(0,16); U37(0,53); U38(0,15); U54(0,17)
U42	56,30%	U5(0,04); U12(0,17); U22(0,53); U38(0,12); U54(0,14)
U43	100,00%	
U44	100,00%	
U45	33,66%	U5(0,36); U12(0,21); U22(0,17); U38(0,20); U44(0,01); U54(0,04)
U46	32,73%	U21(0,04); U37(0,73); U38(0,23)
U47	73,56%	U7(0,12); U22(0,46); U37(0,20); U38(0,09); U54(0,14)
U48	25,42%	U1(0,22); U6(0,10); U12(0,33); U38(0,04); U54(0,31)
U49	39,29%	U22(0,56); U37(0,25); U38(0,17); U54(0,03)
U50	56,81%	U1(0,09); U12(0,12); U21(0,34); U37(0,37); U38(0,08)
U51	92,99%	U1(0,01); U5(0,05); U22(0,45); U37(0,06); U38(0,42)
U52	32,52%	U1(0,11); U5(0,10); U12(0,50); U38(0,09); U54(0,20)
U53	20,93%	U1(0,22); U38(0,26); U54(0,53)
U54	100,00%	

Nota: El análisis de BCC fue desarrollado en el programa MaxDEA 7.

Análisis de eficiencia de escala

En los resultados del modelo DEA presentados en la **Tabla 4.10.**, se observa que el 29,62% es decir 16 de las 54 DMUs exhiben una eficiencia (Eficiencia Técnica Pura) relativa igual a 1, así estas Instituciones de Educación Superior están sobre la frontera eficiente, lo que significa que, para sus niveles individuales de inputs,

ninguna de las otras Instituciones de Educación Superior puede ofrecer mayores outputs.

Se identifica que 38 de las 54 DMUs que corresponde al 70,37% son ineficientes técnicamente. Cada una de las DMUs que exhibe una eficiencia relativa menor a 1, se ubica al interior de la frontera eficiente lo que significa que una de las DMUs puede ofrecer mejores outputs para niveles comparables de inputs.

La **Tabla 4.10.** compara las puntuaciones de eficiencia de escala (ETG) con las puntuaciones de eficiencia técnica (ETP) y las puntuaciones de eficiencia técnica puras (EE) para cada DMU. El promedio de ETG 59,68%, el promedio de ETP es 65,75% y el promedio de EE es de 88,16%, lo que significa que la capacidad de trabajar a una escala óptima es de 88,16%.

Tabla 4.10.
Rendimiento de escala

DMU	ETG	ETP	EE	Rendimiento	
U1	1	1	1	Constante	→
U2	0,797888	1	0,797888	Decreciente	↘
U3	0,767105	1	0,767105	Creciente	↗
U4	0,383344	0,45799	0,837014	Decreciente	↘
U5	1	1	1	Constante	→
U6	1	1	1	Constante	→
U7	1	1	1	Constante	→
U8	1	1	1	Constante	→
U9	0,111313	0,149798	0,743085	Decreciente	↘
U10	0,503055	0,680203	0,739565	Creciente	↗
U11	0,380704	0,41537	0,916541	Decreciente	↘
U12	1	1	1	Constante	→
U13	0,327595	0,4329	0,756745	Decreciente	↘
U14	0,607629	0,721737	0,841898	Decreciente	↘
U15	1	1	1	Constante	→
U16	0,903742	0,965266	0,936262	Decreciente	↘
U17	0,279714	0,441577	0,633443	Decreciente	↘
U18	1	1	1	Constante	→
U19	0,228169	0,343793	0,663683	Decreciente	↘
U20	0,105587	0,231523	0,456055	Decreciente	↘
U21	1	1	1	Constante	→
U22	1	1	1	Constante	→
U23	0,389922	0,515413	0,756524	Decreciente	↘
U24	0,472109	0,474954	0,994009	Creciente	↗
U25	0,430719	0,497944	0,864994	Decreciente	↘
U26	0,086949	0,094424	0,920841	Decreciente	↘
U27	0,690408	0,849182	0,813027	Creciente	↗
U28	0,378169	0,461639	0,819186	Decreciente	↘
U29	0,283642	0,334117	0,848931	Decreciente	↘
U30	0,196112	0,245091	0,800161	Decreciente	↘
U31	0,252198	0,281027	0,897415	Decreciente	↘
U32	0,389562	1	0,389562	Creciente	↗
U33	1	1	1	Constante	→
U34	0,381651	0,387383	0,985203	Creciente	↗
U35	0,739738	0,983877	0,75186	Decreciente	↘
U36	0,100108	0,139672	0,716739	Decreciente	↘

Tabla 4.10. (Continuación)

DMU	ETG	ETP	EE	Rendimiento	
U37	1	1	1	Constante	→
U38	1	1	1	Constante	→
U39	0,555746	0,556845	0,998026	Creciente	↗
U40	0,992296	1	0,992296	Decreciente	↘
U41	0,143898	0,200599	0,717341	Decreciente	↘
U42	0,537048	0,563002	0,953899	Decreciente	↘
U43	1	1	1	Constante	→
U44	1	1	1	Constante	→
U45	0,320807	0,33663	0,952997	Decreciente	↘
U46	0,282647	0,327281	0,863622	Decreciente	↘
U47	0,730717	0,735607	0,993352	Decreciente	↘
U48	0,249495	0,254182	0,981558	Decreciente	↘
U49	0,3911	0,39292	0,995367	Decreciente	↘
U50	0,450894	0,568096	0,793693	Creciente	↗
U51	0,9235	0,929859	0,993161	Creciente	↗
U52	0,290248	0,325246	0,892397	Decreciente	↘
U53	0,173644	0,209253	0,82983	Decreciente	↘
U54	1	1	1	Constante	→

Nota: El análisis de Eficiencia DEA fue desarrollado en el programa MaxDEA 7.

4.1.4. Eficiencia Técnica de Escala con bootstrap

Los resultados del modelo DEA original y del modelo con la aplicación del *bootstrap* no se encuentran muy alejados entre ellos, ya que el promedio de eficiencia del primer modelo es de 88,16% y del segundo es de 78,27%. La **Tabla 4.11.** muestra las puntuaciones de eficiencia con bootstrap de las 54 DMUs. Las puntuaciones medias de DMUs oscilan entre el 17,68% y el 100%. 20 DMUs de 54 se consideran eficientes ya que su puntuación de eficiencia es de 100%, mientras que 34 de DMUs de 54 se consideran ineficientes técnicamente. La Universidad Técnica Estatal de Quevedo tiene la menor puntuación de eficiencia. La media de las puntuaciones es 78,27% y la desviación estándar es 0,242.

Tabla 4.11.
Eficiencia con bootstrap

Unidad	ETG	ETP	EE	Rendimiento	
U1	1	1	1	Constante	→
U2	0,330705	0,673802	0,490805	Decreciente	↘
U3	1	1	1	Constante	→
U4	0,289329	0,515432	0,561333	Decreciente	↘
U5	0,548593	0,664254	0,825879	Creciente	↗
U6	0,354448	0,638076	0,555496	Decreciente	↘
U7	0,342738	0,549036	0,624254	Decreciente	↘
U8	0,470932	0,645248	0,729847	Decreciente	↘
U9	1	1	1	Constante	→
U10	1	1	1	Constante	→
U11	0,861699	1	0,861699	Creciente	↗
U12	0,346814	0,889824	0,389756	Decreciente	↘
U13	0,447013	0,647849	0,689996	Decreciente	↘
U14	1	1	1	Constante	→
U 15	0,518454	0,816395	0,635053	Decreciente	↘
U 16	1	1	1	Constante	→
U 17	0,171864	0,486126	0,353539	Decreciente	↘
U 18	0,70344	1	0,70344	Creciente	↗

Tabla 4.11. (Continuación)

Unidad	ETG	ETP	EE	Rendimiento	
U 19	1	1	1	Constante	→
U 20	1	1	1	Constante	→
U 21	0,559304	0,600716	0,931061	Decreciente	↘
U 22	0,671673	1	0,671673	Decreciente	↘
U 23	1	1	1	Constante	→
U 24	1	1	1	Constante	→
U 25	1	1	1	Constante	→
U26	0,546681	0,690381	0,791854	Creciente	↗
U27	0,334333	0,61139	0,546842	Decreciente	↘
U28	0,11479	0,134842	0,851296	Decreciente	↘
U29	0,245358	0,788208	0,311286	Decreciente	↘
U30	1	1	1	Constante	→
U31	1	1	1	Constante	→
U32	0,112512	0,370708	0,303505	Decreciente	↘
U33	0,679872	0,709597	0,95811	Decreciente	↘
U34	1	1	1	Constante	→
U35	1	1	1	Constante	→
U36	0,603201	0,772296	0,781049	Decreciente	↘
U37	0,431905	0,887642	0,486575	Decreciente	↘
U38	1	1	1	Constante	→
U39	1	1	1	Constante	→
U40	1	1	1	Constante	→
U41	1	1	1	Constante	→
U42	1	1	1	Constante	→
U43	0,927976	1	0,927976	Decreciente	↘
U44	0,283382	0,713378	0,39724	Decreciente	↘
U45	0,694487	0,698234	0,994634	Decreciente	↘
U46	0,618198	0,670025	0,92265	Decreciente	↘
U47	0,485186	0,517804	0,937008	Decreciente	↘
U48	0,928532	1	0,928532	Decreciente	↘
U49	0,403983	0,555299	0,727505	Decreciente	↘
U50	0,115917	0,655323	0,176886	Decreciente	↘
U51	0,481058	0,743221	0,647262	Decreciente	↘
U52	0,223155	0,419548	0,531895	Decreciente	↘
U53	0,209204	0,343684	0,60871	Decreciente	↘
U54	0,30884	0,750558	0,41148	Decreciente	↘

Nota: Los cálculos son desarrollados a partir de la metodología de Análisis Envolvente de Datos.

4.1.5. Análisis de sensibilidad

La **Tabla 4.12.** muestra los resultados de eficiencia de escala originales y eficiencia de escala con bootstrap. En la tabla se observa que los valores de sesgo son mayores en relación con los valores de la varianza en todos los casos (en términos de valor absoluto), para el estudio se tomaron en cuenta la eficiencia de escala con bootstrap.

Los intervalos de confianza estimados en la **Tabla 4.12.** muestra que, al menos para los datos eficiencia de escala originales y eficiencia de escala con bootstrap, hay una gran cantidad de superposición entre los intervalos de confianza estimados para las observaciones con una estimación de eficiencia inicial igual a uno.

Tabla 4.12.
Análisis de sensibilidad

Unidad	EE	EE Bootstrap	Sesgo	Desviación Estándar	Intervalo de confianza al 95 %	
					Frontera Inferior	Frontera Superior
U1	1	1	0,000000	0,000000	1,0000	1,0000
U5	1	0,825879	0,174121	0,123122	0,7423	1,0836
U6	1	0,555496	0,444504	0,314312	0,3421	1,2134
U7	1	0,624254	0,375746	0,265693	0,4439	1,1804
U8	1	0,729847	0,270153	0,191027	0,6002	1,1297
U12	1	0,389756	0,610244	0,431508	0,0968	1,2929
U15	1	0,635053	0,364947	0,258056	0,4599	1,1752
U18	1	0,70344	0,29656	0,209700	0,5611	1,1423
U21	1	0,931061	0,068939	0,048747	0,8980	1,0331
U22	1	0,671673	0,328327	0,232162	0,5141	1,1576
U33	1	0,95811	0,04189	0,029621	0,9380	1,0201
U37	1	0,486575	0,513425	0,363046	0,2401	1,2464
U38	1	1	0,000000	0,000000	1,0000	1,0000
U43	1	0,927976	0,072024	0,050929	0,8934	1,0346
U44	1	0,39724	0,60276	0,426216	0,1079	1,2893
U54	1	0,41148	0,58852	0,416146	0,1290	1,2825
U39	0,99803	1	-0,001974	0,001393	0,9971	1,0009
U49	0,99537	0,727505	0,267862	0,189409	0,5989	1,1239
U24	0,99401	1	-0,005991	0,004236	0,9911	1,0029
U47	0,99335	0,937008	0,056344	0,039840	0,9100	1,0204
U51	0,99316	0,647262	0,345899	0,244587	0,4812	1,1592
U40	0,9923	1	-0,007704	0,005445	0,9886	1,0037
U34	0,9852	1	-0,014797	0,010465	0,9781	1,0071
U48	0,98156	0,928532	0,053026	0,037496	0,9031	1,0070
U42	0,9539	1	-0,046101	0,032598	0,9318	1,0221
U45	0,953	0,994634	-0,041637	0,029440	0,9330	1,0146
U16	0,93626	1	-0,063738	0,045071	0,9057	1,0306
U26	0,92084	0,791854	0,128987	0,091207	0,7299	0,9828
U11	0,91654	0,861699	0,054842	0,038778	0,8354	0,9429
U31	0,89742	1	-0,102585	0,072535	0,8482	1,0492
U52	0,8924	0,531895	0,360502	0,254916	0,3589	1,0654
U25	0,86499	1	-0,135006	0,095466	0,8002	1,0648
U46	0,86362	0,92265	-0,059028	0,041741	0,8353	0,9510
U29	0,84893	0,311286	0,537645	0,380172	0,0532	1,1070
U14	0,8419	1	-0,158102	0,111794	0,7660	1,0759
U4	0,83701	0,561333	0,275681	0,194933	0,4290	0,9693
U53	0,82983	0,60871	0,22112	0,156355	0,5026	0,9360
U28	0,81919	0,851296	-0,03211	0,022702	0,8038	0,8667
U27	0,81303	0,546842	0,266185	0,188223	0,4191	0,9408
U30	0,80016	1	-0,199839	0,141308	0,7042	1,0959
U2	0,79789	0,490805	0,307083	0,217142	0,3434	0,9453
U50	0,79369	0,176886	0,616807	0,436146	-0,1192	1,0898
U3	0,76711	1	-0,232895	0,164678	0,6553	1,1118
U13	0,75675	0,689996	0,066749	0,047202	0,6580	0,7888
U23	0,75652	1	-0,243476	0,172166	0,6396	1,1169
U35	0,75186	1	-0,24814	0,175461	0,6328	1,1191
U9	0,74309	1	-0,256915	0,181663	0,6198	1,1233
U10	0,73957	1	-0,260435	0,184152	0,6146	1,1250
U41	0,71734	1	-0,282659	0,199871	0,5817	1,1357
U36	0,71674	0,781049	-0,06431	0,045473	0,6859	0,8119
U19	0,66368	1	-0,336317	0,237814	0,5022	1,1614
U17	0,63344	0,353539	0,279904	0,197920	0,2192	0,7678
U20	0,45606	1	-0,543945	0,384624	0,1950	1,2611
U32	0,38956	0,303505	0,086057	0,060850	0,2622	0,4309

Nota: Los cálculos son desarrollados a partir de la metodología de Análisis Envolvente de Datos.

4.1.6. Mejoras potenciales

Se presentan, las posibles mejoras de cada DMUs ineficiente para el modelo de DEA, en la **Tabla 4.13** se muestran los niveles objetivo de entradas y salidas en las que cada DMU tendrá un 100% de eficiencia en el modelo.

Tabla 4.13.

Proyecciones de cada DMUs

DMU	x1	x2	x3	x4	y1	y2	y3
U1	0,01	1,19	0,47	1,41	0,15	3,56	0,32
U2	0,1	1,36	1,15	1,82	1,19	0,06	0,24
U3	0,41	0,04	0,46	0,08	0,4	0,59	0,24
U4	0,27	0,16	0,36	0,61	0,55	1,27	0,37
U5	0,18	0,13	0,52	1,59	0,15	2,88	0,47
U6	0,35	1,12	1,62	0,47	1,27	1,7	0,28
U7	0,24	0,06	0,87	0,43	0,26	0,47	0,45
U8	0,15	0,37	1,03	0,23	0,52	0,62	0,47
U9	0,32	0,36	0,36	0,13	0,44	0,45	0,5
U10	0,31	0,66	0,5	0,15	0,57	0,45	0,56
U11	0,18	0,05	0,28	0,23	0,61	0,51	0,27
U12	0,58	0,84	1,03	0,36	0,9	2,31	0,73
U13	0,08	0,33	0,15	0,34	0,67	0,39	0,58
U14	0,33	0,3	0,1	0,64	0,56	0,76	0,57
U15	0,63	0,2	0,17	0,1	0,62	0,4	0,27
U16	0,36	0,07	0,66	0,22	0,57	0,72	0,43
U17	0,05	0,15	0,1	0,43	0,73	0,65	0,33
U18	0,2	0,1	1,4	1,06	0,67	1,17	0,63
U19	0,57	0,15	0,44	0,08	0,46	0,65	0,35
U20	0,44	0,12	0,28	0,14	0,55	0,49	0,31
U21	0,01	1,45	0,59	0,29	0,24	0,21	0,43
U22	0,36	0,01	0,56	0,05	0,37	0,63	0,18
U23	0,05	0,38	0,23	0,37	0,64	0,51	0,35
U24	0,09	0,08	0,16	0,48	0,68	0,72	0,34
U25	0,03	0,66	0,29	0,7	0,48	1,46	0,34
U26	0,25	0,32	0,7	0,13	0,4	0,57	0,3
U27	0,31	0,12	0,22	0,22	0,66	0,51	0,3
U28	0,4	0,55	0,09	0,49	0,5	0,67	2,06
U29	0,41	0,4	0,59	0,15	0,77	0,62	0,83
U30	0,17	0,12	0,09	0,31	0,74	0,42	0,46
U31	0,17	0,38	0,14	0,29	0,71	0,38	0,5
U32	0,28	1,88	0,36	0,04	0	0	0,45
U33	0,64	0,53	0,7	0,42	3,19	1,07	0,29
U34	0,08	0,44	0,19	0,33	0,63	0,37	0,57
U35	0,34	0,76	0,59	1,15	2,05	2,47	0,7
U36	0,07	0,13	0,08	0,34	0,75	0,41	0,4
U37	0,06	0,07	0,08	0,35	0,77	0,43	0,33
U38	0,84	1,27	0,02	0,22	0,25	0,3	6,16
U39	0,4	0,14	0,39	0,13	0,52	0,61	0,43
U40	2,25	2,24	0,43	0,46	0,65	1,72	0,23
U41	0,1	0,13	0,07	0,35	0,75	0,42	0,62
U42	0,48	0,17	0,33	0,19	0,62	0,62	0,56
U43	0,69	0,24	0,06	0,86	0,43	0,54	0,26
U44	1,13	0,22	0,17	0,06	0,23	0,5	0,54
U45	0,43	0,17	0,19	0,27	0,52	0,59	0,55
U46	0,12	0,71	0,44	0,26	0,45	0,37	0,54
U47	0,27	0,12	0,34	0,24	0,77	0,57	0,58
U48	0,15	0,34	0,35	0,27	0,52	0,55	0,3
U49	0,13	0,1	0,15	0,3	0,7	0,45	0,48
U50	0,12	0,46	0,29	0,3	0,6	0,48	0,49
U51	0,5	0,53	0,29	0,22	0,37	0,58	2,54
U52	0,25	0,16	0,33	0,25	0,66	0,7	0,35
U53	0,19	0,35	0,13	0,27	0,64	0,36	0,38
U54	0,63	0,12	0,72	1,14	4,99	1,47	0,3

DMU: Unidades académicas

x: variables de entrada

y: variables de salida

Nota: Se muestran los niveles objetivo de entradas y salidas en las que cada DMU tendrá un 100% de eficiencia.

La **figura 4.1.** muestra los valores reales de cada Factor de entrada frente a los valores específicos de entrada. La **figura 4.1a.** muestra los valores reales de Docencia-Investigación-Gestión (D1, D7, D8, Iv3, G2 y G3) frente a los valores

específicos. Se observa que las DMUs ineficientes corresponden al 33,33%; la diferencia entre los valores reales y los objetivos de esta variable de entrada es pequeña. Esto significa que esta variable no tiene ningún efecto significativo en las puntuaciones de la eficiencia.

Figura 4.1. Valor actual de los inputs frente a sus proyecciones



Figura 4.1a. Valor actual x1 versus Proyección x1

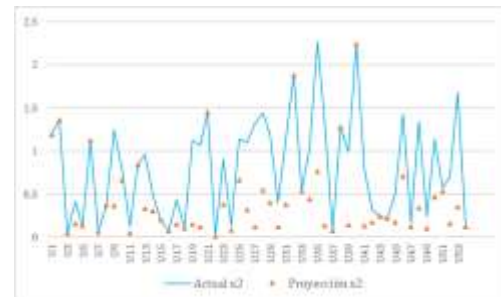


Figura 4.1b. Valor actual x2 versus Proyección x2

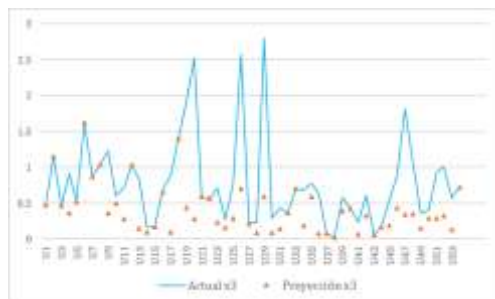


Figura 4.1c. Valor actual x3 versus Proyección x3

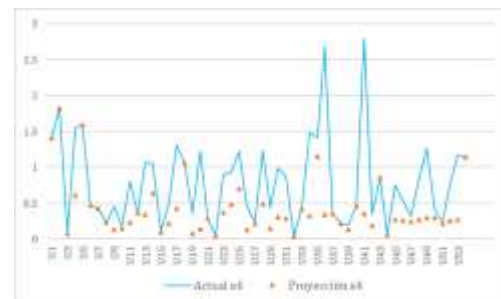


Figura 4.1d. Valor actual x4 versus Proyección x4

Figura 4.1. Muestra los valores reales de cada Factor frente a los valores Específicos.

La **figura 4.1b.** muestra los valores reales de Docencia-Investigación (D3, D4, D9, Iv1 y Iv2) frente a los valores específicos. Se observa que las DMUs ineficientes que corresponden al 61,11%; esto significa que las Unidades han dirigido el parámetro Docencia-Investigación menos que los valores reales. Esto significa que las Unidades están sobredotados de dicho parámetro con sus resultados.

La **figura 4.1c.** muestra los valores reales de Docencia (D5, D10) frente a los valores específicos. Se observa que las DMUs ineficientes que corresponden al 55,55%; esto significa que las Unidades han dirigido el parámetro Docencia menos que los valores reales.

La **figura 4.1d.** muestra los valores reales de Docencia-Gestión (D2 y D6 y G4) frente a los valores específicos. Se observa que las DMUs ineficientes que corresponden al 48,14%; esto significa que las Unidades han dirigido el parámetro Docencia-Gestión menos que los valores reales.

La **figura 4.2.** muestra los valores reales de cada Factor de salida frente a los valores específicos de salida. La **figura 4.2a.** muestra los valores reales de Investigación-Medio Externo (Iv7, Me1, Me2, Me3, Me4) frente a los valores específicos. Se observa que no existe DMUs ineficientes.

Figura 4.2. Valor actual de los outputs frente a sus proyecciones

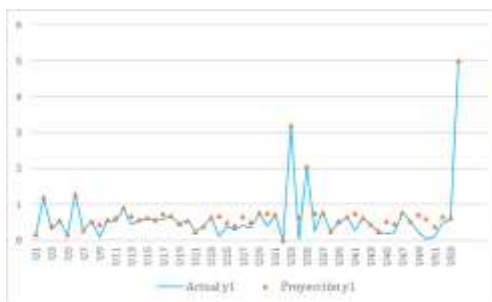


Figura 4.2a. Valor actual y1 versus Proyección y1

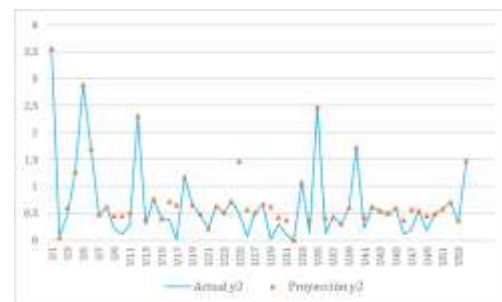


Figura 4.2b. Valor actual y2 versus Proyección y2

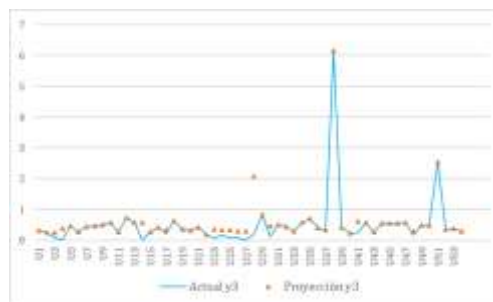


Figura 4.2c. Valor actual y3 versus Proyección y3

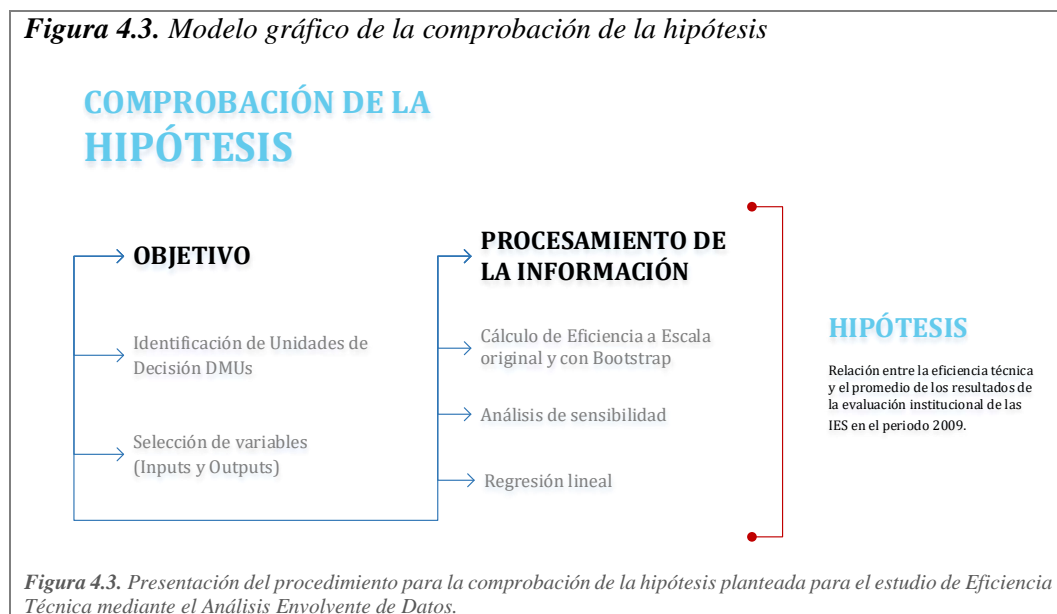
Figura 4.2. Muestra los valores reales de cada Factor frente a los valores Específicos.

La **figura 4.2b.** muestra los valores reales de Investigación (Iv4, Iv5, Iv6) frente a los valores específicos. Se observa que no existe DMUs ineficientes.

La **figura 4.2c.** muestra los valores reales de Medio Externo-Gestión (Me4, G1) frente a los valores específicos. Se observa que no existe DMUs ineficientes. Esto significa que esta variable no tiene ningún efecto significativo en las puntuaciones de la eficiencia.

4.2. Comprobación de la hipótesis

La *figura 4.3.* muestra el procedimiento empleado para el planteamiento y comprobación de la hipótesis.



4.2.1. Relación de DEA con Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas

La Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas tiene la finalidad de propender el correcto desarrollo de los procesos de evaluación; mientras que la eficiencia mide la capacidad relativa de una Unidad para obtener productos a partir de los recursos con los que cuenta, calificando como eficiente, para cada año, a aquellas DMUs que obtengan una combinación de productos que ninguna otra DMU pueda obtener a partir de una misma combinación de recursos.

Tabla 4.14. Eficiencia DEA vs. Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas

Unidad	Eficiencia DEA	Evaluación de desempeño	Unidad	Eficiencia DEA	Evaluación de desempeño
U1	1	0,6	U28	0,851296	0,25
U2	0,490805	-	U29	0,311286	0,35
U3	1	0,35	U30	1	0,35

Tabla 4.14. (Continuación)

Unidad	Eficiencia DEA	Evaluación de desempeño	Unidad	Eficiencia DEA	Evaluación de desempeño
U4	0,561333	0,45	U31	1	0,45
U5	0,825879	0,6	U32	0,303505	0,45
U6	0,555496	0,45	U33	0,95811	-
U7	0,624254	0,25	U34	1	-
U8	0,729847	0,45	U35	1	0,45
U9	1	-	U36	0,781049	0,35
U10	1	0,45	U37	0,486575	0,45
U11	0,861699	0,45	U38	1	-
U12	0,389756	0,45	U39	1	0,35
U13	0,689996	0,35	U40	1	0,6
U14	1	0,25	U41	1	0,45
U15	0,635053	0,35	U42	1	0,35
U16	1	-	U43	0,927976	0,35
U17	0,353539	-	U44	0,39724	0,25
U18	0,70344	0,45	U45	0,994634	-
U19	1	0,35	U46	0,92265	0,45
U20	1	-	U47	0,937008	-
U21	0,931061	0,35	U48	0,928532	0,45
U22	0,671673	0,45	U49	0,727505	0,45
U23	1	0,25	U50	0,176886	0,45
U24	1	-	U51	0,647262	0,45
U25	1	-	U52	0,531895	0,35
U26	0,791854	-	U53	0,60871	0,25
U27	0,546842	0,35	U54	0,41148	0,45

Nota: Los valores de Evaluación de desempeño de las Instituciones de Educación son datos del informe de presentados por el Consejo Nacional de Evaluación y Acreditación de la Educación Superior del Ecuador (CONEA) del año 2009.

En la **figura 4.4.** se observa que no existe una relación lineal entre las variables Eficiencia DEA y Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas.

Figura 4.4. Gráfico de dispersión

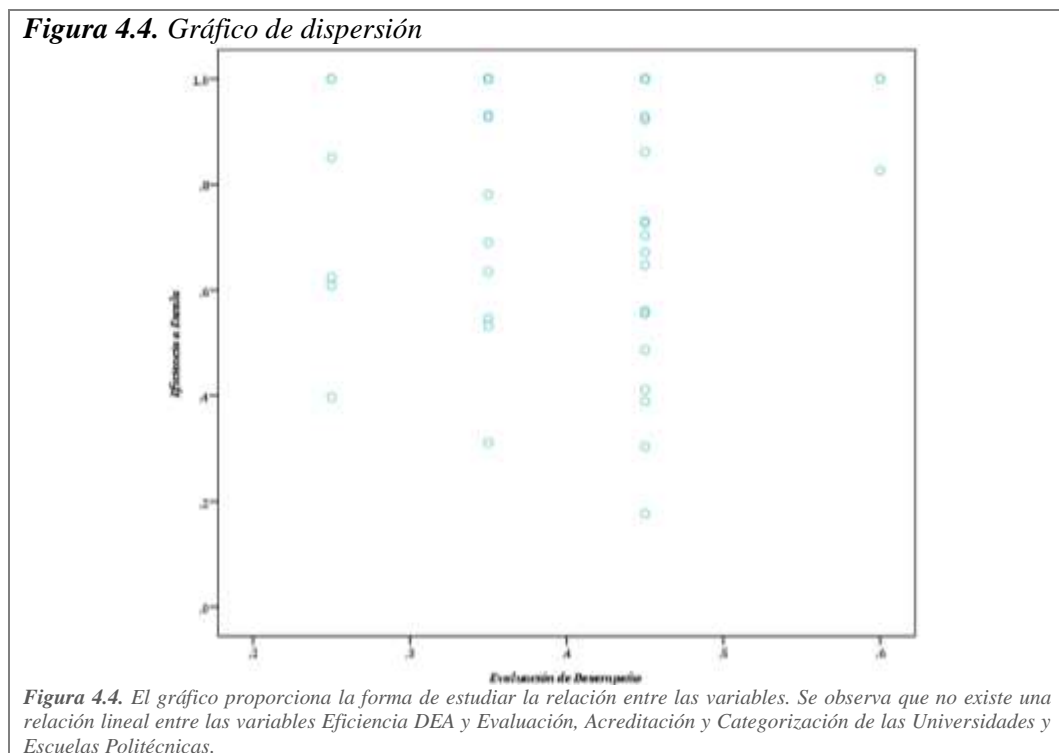


Figura 4.4. El gráfico proporciona la forma de estudiar la relación entre las variables. Se observa que no existe una relación lineal entre las variables Eficiencia DEA y Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas.

Análisis de regresión

Tabla 4.15.

Análisis de regresión

Eficiencia DEA – Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas
Correlación

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Estadísticos de cambio				
					Cambio en R cuadrado	Cambio en F	gl1	gl2	Sig. Cambio en F
1	0,210 ^a	0,044	0,026	0,2389346	0,044	2,392	1	52	0,128

La ecuación es:

$$Eficiencia = 0,864 - 0,267 \text{ Evaluación, Acreditación y Categorización}$$

Predictor	Coef	Coef EE	T	P
Constante	0,864	0,062	13,998	0,000
E, A y C	-0,267	0,173	-1,546	0,128

Análisis de varianza

Modelo	SC	GL	MC	F	P
Regresión	0,137	1	0,137	2,392	0,128 ^b
Residuo	2,969	52	0,057		
Total	3,105	53			

En la **Tabla 4.15.**, se tiene un $R^2 = 0,044$ con lo que no se tiene un comportamiento normal de los datos, no cumple con los supuestos establecidos, para el modelo de regresión, se contrasta el resultado con la **figura 4.4.**, en donde se muestra que no existe relación lineal presente entre los datos estimados.

El valor de β_0 (constante) es positivo, es decir, indica que existe un nivel de disposición al cambio, cuando no interviene la variable de Eficiencia, este resultado se debe a factores exógenos no considerados en el modelo. En cuanto a la prueba de significación como el p-valor es $p < 0,05$; significa que este valor, tiene influencia significativa en el modelo y por lo tanto tiene un impacto en la Eficiencia.

En cuanto al valor de β_1 (E, A y C), se aprecia una relación negativa con respecto a la Evaluación, Acreditación y Categorización, lo que implica que ocasiona un impacto negativo de $-0,267$ al cambio la Eficiencia. En cuanto a la prueba de significación como el p-valor es $p > 0,05$ significa que, la variable que mide la Evaluación, Acreditación y Categorización sobre la Eficiencia no es significativo.

A partir de los hallazgos encontrados, se acepta la hipótesis nula ($p > 0,05$) por lo que se establece que no existe relación entre la eficiencia técnica y el promedio de

los resultados de la evaluación institucional de las Instituciones de Educación Superior en el período 2009.

El instrumento de evaluación de la Universidad busca medir el rendimiento de sus académicos, al agregarlos por Unidades y realizar la comparación con el análisis DEA basado en la productividad de los recursos disponibles, se observa que no se cumple el fin de contar con un instrumento de evaluación: aumentar la productividad institucional. Aun cuando realizar grandes cambios en estos instrumentos es algo difícil, es necesaria la incorporación, al menos gradual, de técnicas como la del DEA para asistir de mejor forma la toma de decisiones, la distribución de los recursos y la asignación de incentivos.

4.3. Discusión

En la información de componentes obtenidos mediante ACP se muestran cuatro variables de entrada y tres variables de salida, se utilizan componentes de docencia, investigación gestión y medio externo, los parámetros utilizados son en base a la revisión bibliográfica; para calcular la eficiencia otras DMUs identifican las variables de entradas y de salidas, a partir de otros estudios DEA aplicados en la educación superior (Huamaní, Huamaní, Salcedo, y Fernández, 2016); vinculan en sus variables reformas de gobernabilidad (Duch y Vilalta, 2010); no existe una lista de variables que se use para medir la Eficiencia en las Instituciones de Educación Superior; resulta insatisfactorio que los inputs y outputs usados en los modelos no estén estandarizados.

A partir de la revisión realizada se evidencia las potencialidades significativas de generalización, en el corto plazo, del Análisis Envoltante de Datos como técnica para evaluar la eficiencia en el proceso docente y el investigador en el contexto universitario; es conveniente desarrollar investigaciones que amplíen su campo de acción e incluyan en sus estudios la evaluación de la eficiencia en otros procesos (Quispe y Jordán, 2017).

El modelo de evaluación utilizado por el CEAACES, resulta útil para medir el desempeño de las universidades; no obstante, su alcance global resulta insuficiente para medir la eficiencia técnica de las IES, y evaluar el uso que se está haciendo de los recursos en función del presupuesto asignado a las universidades públicas para su funcionamiento; es necesario el uso de otras técnicas que permitan cumplir este propósito (Morales, 2019).

Se caracteriza a las Unidades de estudio mediante la metodología DEA utilizando el modelo de Charnes, Cooper y Rhodes (CCR), el modelo de Banker, Charnes y Cooper (BCC), orientados a salidas para determinar la eficiencia técnica, puramente técnica, de escala y de mezcla, respectivamente. En el análisis de resultados se determina que la magnitud en que deben ser mejorados los productos de las IES ineficientes y se identificó la posible causa de esta ineficiencia; es necesario que las universidades que son un componente importante de la formación de capital humano mida la eficiencia de los insumos que produce (Pino, Solís, Delgado y Barea, 2010).

Al combinar la eficiencia técnica y el promedio de los resultados de la evaluación institucional de las Instituciones de Educación Superior en el período 2009 se establece que no existe relación; este resultado es similar al de Cáceres, Kristjanpoller, y Tabilo (2013), quienes señalan que al combinar la eficiencia DEA y el promedio de los resultados de la evaluación de desempeño para cada Unidad en el período 2006 – 2010 no existe correlación entre los factores; los instrumento de evaluación de las Universidades miden el rendimiento de sus académicos, al agregarlos por Unidades y al realizar la comparación con el análisis DEA basado en la productividad de los recursos disponibles, no se cumple el fin de contar con un instrumento de evaluación que es aumentar la productividad institucional (Visbal, Mendoza, y Causado, 2015).

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES

- Se aplicó el enfoque de la DEA para evaluar la eficiencia técnica de las Instituciones de Educación Superior del Ecuador. La investigación se realizó en las Universidades del Ecuador, tomando una muestra de 54 el período de estudio es el año 2009. Se seleccionaron cuatro variables de entradas y tres variables de salidas considerando varios factores como la disponibilidad de datos y la aplicabilidad de las variables en la investigación de DMUs.
- Se analiza la información que presenta en CES la selección de inputs y outputs que se realizó en base a la literatura existente se siguió criterios de exclusividad y exhaustividad. Se pretendió que los inputs capturen todos los recursos y los outputs todas las actividades relevantes.
- De acuerdo al análisis de componentes principales realizado con las variables de entrada muestra 4 componentes que explican el 64,44% de la variación, considerada como una proporción significativa del total. Los componentes resultantes que representan el resultado de una combinación lineal de las variables en donde cada una tiene una ponderación diferente, en proporción a las magnitudes de cada elemento que conforma el autovector respectivo. Se seleccionaron los primeros 4 componentes principales debido a que el valor propio fue mayor a uno.
- El análisis de componentes principales realizado con las variables de salida el análisis muestra 3 componentes que explican el 72,20% de la variación, considerada como una proporción significativa del total. Se seleccionaron los primeros 3 componentes principales debido al valor propio que fue mayor a uno.
- Se caracteriza a cada una de las Unidades Académicas, mediante una única puntuación de eficiencia obteniendo los resultados de Eficiencia Técnica de las

Unidades, en los resultados, se observa que el 29,62% es decir 16 de las 54 DMUs exhiben una eficiencia (Eficiencia Técnica Pura) relativa igual a 1, así estas Instituciones de Educación Superior están sobre la frontera eficiente, para sus niveles individuales de inputs, ninguna de las otras Instituciones de Educación Superior puede ofrecer mayores outputs. Además, se identifica que 38 de las 54 DMUs que corresponde al 70,37% son ineficientes técnicamente.

- Cada una de las DMUs que exhibe una eficiencia relativa menor a 1, se ubica al interior de la frontera eficiente lo que significa que una de las DMUs puede ofrecer mejores outputs para niveles comparables de inputs. Se compara las puntuaciones de eficiencia de escala con las puntuaciones de eficiencia técnica y las puntuaciones de eficiencia técnica puras para cada DMU. El promedio de ETG 59,68%, el promedio de ETP es 65,75% y el promedio de EE es de 88,16%, lo que significa que la capacidad de trabajar a una escala óptima es de 88,16%.
- Los resultados del modelo DEA original y del modelo con la aplicación del *bootstrap* no se encuentran muy alejados entre ellos, ya que el promedio de eficiencia del primer modelo es de 88,16% y del segundo es de 78,27%. Las puntuaciones medias de DMUs oscilan entre el 17,68% y el 100%. 20 DMUs de 54 se consideran eficientes ya que su puntuación de eficiencia es de 100%, mientras que 34 de DMUs de 54 se consideran ineficientes técnicamente.
- En los valores reales de Docencia-Investigación-Gestión (D1, D7, D8, Iv3, G2 y G3) frente a los valores específicos; las DMUs ineficientes corresponden al 33,33%; la diferencia entre los valores reales y los objetivos de esta variable de entrada es pequeña; esta variable no tiene ningún efecto significativo en las puntuaciones de la eficiencia.
- En los valores reales de Docencia-Investigación (D3, D4, D9, Iv1 y Iv2) frente a los valores específicos; las DMUs ineficientes que corresponden al 61,11%; esto significa que las Unidades han dirigido el parámetro Docencia-

Investigación menos que los valores reales; las Unidades están sobredotados de dicho parámetro con sus resultados.

- Los valores reales de Docencia (D5, D10) frente a los valores específicos; las DMUs ineficientes que corresponden al 55,55%; las Unidades han dirigido el parámetro Docencia menos que los valores reales. Los valores reales de Docencia-Gestión (D2 y D6 y G4) frente a los valores específicos; las DMUs ineficientes que corresponden al 48,14%; las Unidades han dirigido el parámetro Docencia-Gestión menos que los valores reales.
- El valor real de cada Factor de salida frente a los valores específicos de salida en todos los casos se observa que no existe DMUs ineficientes.
- Se aplicó el modelo de regresión lineal simple entre la puntuación de eficiencia con Bootstrapping y la Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas en donde el comportamiento de los datos no es normal, no cumple con los supuestos establecidos, para el modelo de regresión. A partir de eso, se acepta la hipótesis nula y se establece que no existe relación entre la eficiencia técnica y el promedio de los resultados de la evaluación institucional de las Instituciones de Educación Superior en el período 2009.

5.2. RECOMENDACIONES

- Para ampliar los parámetros de búsqueda la información que presentan las Unidades de estudio deben ser publicadas anualmente con el fin de considerar componentes que permitan determinar resultados que muestren la inclusión de la calidad en los resultados de la eficiencia.
- Con respecto al nivel teórico de la metodología DEA, se debería trabajar enfocándose en la parametrización de la técnica, para permitir corregir el sesgo inherente a los coeficientes DEA.

- Para caracterizar cada una de las Unidades Académica es necesario completar una serie evaluaciones de eficiencia de por lo menos 5 años para observar la evolución de los desempeños relativos y detectar la las Unidades que han disminuido su desempeño junto con otras que han aumentado o mantenido.

- Para combinar la eficiencia DEA y el promedio de los resultados de la evaluación institucional de universidades y escuelas politécnicas es necesario que se revisen los instrumentos de evaluación del desempeño académico e incorpore los resultados del análisis DEA en el método de evaluación. Se debe añadir una nueva herramienta para los encargados de la toma de decisiones para evaluar eficazmente el desempeño de las instituciones y gestionar de manera óptima sus recursos.

BIBLIOGRAFÍA

- Abbott, M., & Doucouliagos, C. (2003). The efficiency of Australian universities: a data envelopment analysis. *Economics of Education review*, 22(1), 89-97.
- Alcaraz-Ochoa, D., & Bernal-Domínguez, D. (2017). Evaluación de la eficiencia técnica de las Universidades Públicas Estatales (UPE) del noroeste de México mediante Análisis Envolvente de Datos (DEA). *Nova scientia*, 9(19), 393-410.
- Ali, A. I., & Seiford, L. M. (1993). The mathematical programming approach to efficiency analysis. The measurement of productive efficiency: Techniques and applications, 120-159.
- Astudillo, D. V. A. (2016). Medición de la eficiencia estática y dinámica de las universidades mediante métodos: No paramétricos. Aplicación a las universidades públicas ecuatorianas (Doctoral dissertation, Universidad de Sevilla).
- Amón Uribe, I. (2014). Guía metodológica para la selección de técnicas de depuración de datos (Doctoral dissertation, Universidad Nacional de Colombia).
- Andersen, P., & Petersen, N. C. (1993). A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. *Management science*, 39(10), 1261-1264.
- Aparicio, J., Pastor, J. T., & Vidal, F. (2017, September). Modelos acotados en el análisis de eficiencia en el sector agrario: por qué y para qué. XI Congreso de la Asociación Española de Economía Agraria (p. 217).
- Asamblea Nacional Constituyente. Mandato constituyente No 14, (2008).
- Badenes, N. (2015). Análisis de Envolvente de Datos: Tipología y Limitaciones.
- Banker R.D., Natarajan R. (2004) Statistical Tests Based on Dea Efficiency Scores. In: Cooper W.W., Seiford L.M., Zhu J. (eds) Handbook on Data Envelopment Analysis. International Series in Operations Research & Management Science, vol 71. Springer, Boston, MA
- Banker, R. D., & Morey, R. C. (1986). Efficiency analysis for exogenously fixed inputs and outputs. *Operations research*, 34(4), 513-521.
- Bates, L. J., Mukherjee, K., & Santerre, R. E. (2006). Market structure and technical efficiency in the hospital services industry: A DEA approach. *Medical Care Research and Review*, 63(4), 499-524.
- Berrío Guzmán, D., & Muñoz Santiago, A. (2005). Análisis de la eficiencia relativa del sistema bancario en Colombia en el período 1993-2003 y propuesta estratégica de fortalecimiento, (18), 1-36.
- Bijl, B. (2015). La evaluación de carreras universitarias en el Ecuador ¿Desde qué concepción de educación? Universidad de Cuenca.

- Boussofiane, A., Dyson, R. G., & Thanassoulis, E. (1991). Applied data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 52(1), 1-15.
- Buitrago-Suescún, O. Y., Espitia-Cubillos, A. A., & Molano-García, L. (2017). Análisis envolvente de datos para la medición de la eficiencia en instituciones de educación superior: una revisión del estado del arte. *Revista Científica General José María Córdova*, 15(19), 147-173.
- Cabrera, E., & Méndez, S. (2017). Evaluación de la Eficiencia de las Empresas Constructoras del Ecuador, mediante el análisis Envolvente de Datos. Universidad del Azuay, Cuenca.
- Cáceres, H., Kristjanpoller, W., & Tabilo, J. (2014). Análisis de la eficiencia técnica y su relación con los resultados de la evaluación de desempeño en una Universidad chilena. *Innovar*, 24(54), 199-217.
- Calderón, M. I., Ríos, M. A., & Ceccarini, M. F. (2008). *Economía de la educación (Primera Edición)*. Argentina: Universidad Nacional de Cuyo.
- Calvo, J., Pelegrín, A., & Gil, M. S. (2018). Enfoques teóricos para la evaluación de la eficiencia y eficacia en el primer nivel de atención médica de los servicios de salud del sector público. *12(1)*, 96-118.
- Castaño, A. R., & González, H. (2011). *Ideas económicas mínimas*. Medellín, Colombia: Eco Ediciones.
- Cazals, C., Florens, J., & Simar, L. (2002). Nonparametric frontier estimation: A robust approach. (106), 1-25.
- CEAACES Dirección de Acreditación de Universidades y Escuelas Politécnicas. (2013). *Informe General sobre la Evaluación, Acreditación y Categorización de las Universidades y Escuelas Politécnicas*.
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European journal of operational research*, 2(6), 429-444.
- Charner, A., Cooper, W. W., Lewin, L. Y., & Seiford, L. M. (1994). *Data Envelopment Analysis: Theory, methodology and applications*. Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Charnes, A., Cooper, W. W., Golany, B., Seiford, L., & Stutz, J. (1985). Foundations of data envelopment analysis for Pareto–Koopmans efficient empirical production functions. 30, 91–107.
- Coelli, T., Rao, D. S. P., O'Donnell, C. J., & Battese, G. E. (1998). *An introduction to efficiency and productivity analysis*. Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Coll, V., & Blasco, O. (2006). *Evaluación de la Eficiencia Mediante el Análisis Envolvente de Datos*. 197.
- CONEA. (2004). *Guía para autoevaluación con fines de acreditación para las Universidades y Escuelas Politécnicas*.

- Consejo de Educación Superior. Reglamento de Régimen Académico, (2013).
- Cook, W. D., & Zhu, J. (2006). Rank order data in DEA: A general framework. *European Journal of Operational Research*, 174(2), 1021-1038.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. (2000). Data Envelopment Analysis. A comprehensive text with models, applications, references and DEA-Solver software. Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Córdova, J., & Alberto, C. (2018). Medición de la eficiencia en la industria de la construcción y su relación con el capital de trabajo. 33(1), 69-82.
- De Sousa, M., & Stosic, B. (2005). Technical efficiency of the Brazilian municipalities: Correcting nonparametric frontier measurement of outliers. 24, 157-181.
- De Witte, K., & Marques, R. (2009). Designing performance incentives, an international benchmark study in the water sector. 189-220.
- Duch, N., & Vilalta, M. (2010). Can better governance increase university efficiency?. *Documents de treball IEB*, (52), 1-40.
- Dyson, R. G., Allen, R., Camanho, A. S., Podinovski, V. V., Sarrico, C. S., & Shale, E. A. (2001). Pitfalls and protocols in DEA. *European Journal of Operational Research*. 2(132), 245–259.
- Dzeng, R.-J., & Wu, J.-S. (2013). Efficiency measurement of the construction industry in Taiwan: a stochastic frontier cost function approach. *Construction Management and Economics*, 31(4), 335–344.
- Emrouznejad, A., & Amin, G. R. (2009). DEA models for ratio data: Convexity consideration. *Applied Mathematical Modelling* 33(1). 486–498.
- Emrouznejad, A., & De Witte, K. (2010). COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects. *European Journal of Operational Research*, 207(3), 1573-1586.
- Emrouznejad, A., & Thanassoulis, E. (2010). Performance Improvement Management Software (PIMsoft): A user guide. *online*] <http://www.DEAsoftware.co.uk> (Accessed 20 July 2013).
- Espitia, A., & Buitrago, O., & Loyo, Y. (2017). Eficiencia de los programas de pregrado de u na escuela militar en Colombia usando Análisis Envoltante de Datos. *Ingeniería Industrial. Actualidad y Nuevas Tendencias*, V (19), 7-26.
- Estache, A., Rossi, M., & Ruzzier, C. (2004). The case for international coordination of electricity regulation: Evidence from the measurement of efficiency in South America. *Journal of Regulatory Economics*, 25(3), 271-295.
- García, Á., & Larrán, M. (2017). Financiación y Eficiencia de las Universidades Públicas Españolas. Un Estudio Empírico. (Doctoral dissertation, Universidad de Cádiz).

- Giokas, D. (1991). Bank Branch Operating Efficiency: A comparative application of DEA and the loglineal model. *Omega* 19(6), 549-557.
- Gómez, J., Martínez, Ú. F., Gómez, J. C., & Pérez, M. C. (2012). Comparación de rankings de eficiencia mediante análisis de componentes principales y DEA. *Estadística Española*, 54(178), 357-373.
- Gómez, J., Buendía, F., Solana, J., & García, J. (2003). Estudio de la eficiencia de los centros de enseñanza secundaria de la ciudad de Murcia a través del análisis envolvente de datos. 21(1), 113-133.
- Grinstein, G. G., Hoffman, P., Pickett, R. M., & Laskowski, S. J. (2002). Benchmark development for the evaluation of visualization for data mining. *Information visualization in data mining and knowledge discovery*, 129-176.
- Gutierrez, A. (2010). *El puerto de Lázaro Cárdenas y su eficiencia en la cuenca del Pacífico (2003-2008) Un Análisis Envolvente de Datos* (No. 33 330). e-libro, Corp.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). Metodología de la Investigación (6ta ed.). México: McGRAW-HILL / INTERAMERICANA EDITORES, S.A. DE C.V.
- Hernangómez, J., Borge, L., Urueña, B., Martín, N., & De Benito, J. (2007). Las Universidades de Castilla y León ante el reto del Espacio Europeo de Educación Superior. Un análisis de su competitividad y eficiencia. *Revista de investigación económica y social de Castilla y León*, (10), 13-154.
- Herrero, L. (2015). Medida de la Eficiencia de los Hospitales del Sistema Sanitario Público de Andalucía Mediante Modelos Frontera. Universidad de Granada, España.
- Huamaní, G., Huamaní, S., Salcedo, J., & Fernández, C. (2016). Modelo de Análisis Envolvente de Datos (DEA) para Evaluar la Eficiencia de las Escuelas Profesionales de Ingeniería Industrial en el Perú con Enfoque de Desarrollo Sostenible. 26(2), 72-79.
- Jaime, J. A. (2016). Formulación en el Análisis Envolvente de Datos (DEA). Resolución de casos prácticos. Universidad de Sevilla, España.
- Kao, C., & Liu, S. (2000). Data envelopment analysis with missing data: An application to university libraries in Taiwan. *Journal of the Operational Research Society*, 51(8), 897-905.
- Katharaki, M., & Katharakis, G. (2010). A comparative assessment of Greek universities' efficiency using quantitative analysis. *International journal of educational research*, 49(4-5), 115-128.
- Kerner, G. (2015). Análisis Estadístico con el Método Bootstrap: Aplicaciones en Problemas de Regresión. Universidad de Buenos Aires, Argentina.
- Kerstens, K., & Eeckaut, P. V. (1999). Estimating returns to scale using nonparametric deterministic technologies: A new method based on goodness-of-fit. E 113 (1), 206-214.

- Kuah, C. T., & Wong, K. Y. (2011). Efficiency assessment of universities through data envelopment analysis. *Procedia computer science*, 3, 499-506.
- Kuivanen, K. S., Michalscheck, M., Descheemaeker, K., Adjei-Nsiah, S., Mellon-Bedi, S., Groot, J. C. J., & Alvarez, S. (2016). A comparison of statistical and participatory clustering of smallholder farming systems—A case study in Northern Ghana. *Journal of rural studies*, 45, 184-198.
- Kumbhakar, S. C., & Lovell, C. A. K. (2000). *Stochastic Frontier Analysis*. Cambridge University Press, Cambridge <http://dx.doi.org/10.1017/cbo9781139174411>.
- Langford, I. H., & Lewis, T. (1998). Outliers in multilevel data. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 161(2), 121-160.
- Leal, C., & Cepeda, J. (2013). El uso de la metodología DEA (Data Envelopment Analysis) para la evaluación del impacto de las TIC en la productividad del sector hotelero. 3. <https://doi.org/10.4000/viatourism.996>
- León, E. (2015). Análisis de las Instituciones de Educación Superior bajo un enfoque estadístico de parámetros e indicadores para la elaboración de un ranking. Escuela Politécnica Nacional, Ecuador.
- LOES, Ley Orgánica de Educación superior. Pub. L. No. Registro Oficial No 298 (2010).
- Lolas, F. (2018). Sobre modelos de gestión universitaria. 24, 37-45. <https://doi.org/10.31619/caledu.n24.266>
- López, F., García, I., & Expósito, E. (2017). Eficacia, eficiencia y equidad educativas en las Comunidades Autónomas. Financiación pública y políticas de mejora. España.
- López, O., & Suárez, E. (2011). Evaluación de la Eficiencia de las Instituciones Educativas Oficiales de Bucaramanga mediante el Análisis Envolvente de Datos DEA. Universidad Industrial de Santander, Colombia.
- Lovell, C. A. K. (1993). Production Frontiers and Productive Efficiency. in Fried HO and SS Schmidt (eds.) *the Measurement of Productive Efficiency: Techniques and Applications*, Oxford U.K.: 3-67.
- Manzo, L., Rivera, N., & Rodríguez, A. (2006). La educación de posgrado y su repercusión en la formación del profesional iberoamericano. *Educación Médica Superior*, 20(3)
- Márquez, V., Useche, L., Mesa, D., & Chacón, A. (2017). Estrategia de imputación con la media bajo el uso de árboles de regresión. 10(1), 9-40.
- Marquis, C., & Peñaherrera, L. (1994). *Sistema de Evaluación y Acreditación de Instituciones Universitarias*. Quito: CONEUP.
- Martín, R. (2006). La evaluación de la eficiencia. Una aplicación del DEA a la Universidad de la Laguna. XV Jornadas de la Asociación de la Economía de la Educación, 217-228.

- Martín, R. (2007). La Eficiencia Productiva en el Ámbito Universitario: Aspectos Claves para su Evaluación. *25(3)*, 793-812.
- Martín, R. (2008). La Medición de la Eficiencia Universitaria: Una Aplicación del Análisis Envolvente de Datos. *1(2)*, 17-26.
- Martínez, M., & Jaya, A. (2019). La gestión de la ciencia, la tecnología y la innovación en la educación superior: trayectorias y desafíos. *Atlante Cuadernos de Educación y Desarrollo*, (febrero).
- Martínez, Ú. F., Gómez, J. C., Pérez, M. C., & Gómez, J. (2012). Comparación de rankings de eficiencia mediante análisis de componentes principales y DEA. *Estadística Española*, *54(178)*, 357-373.
- Medina, F., & Galván, M. (2007). *Imputación de Datos: Teoría y Práctica*. (Vol. 54). United Nations Publications.
- Moon, T. K. (1996). The expectation-maximization algorithm. *IEEE*, *13(6)*, 47-60. <https://doi.org/10.1109/79.543975>
- Morales, J. (2019). Evaluación del gasto público de la educación en México. *Carta Económica Regional*, (123), 121-157.
- Moreno, J. C. (2009). La educación superior y el desarrollo económico en América Latina. (No 106), 1-45.
- Moreno, J. C., & Ruíz, P. (2010). La educación superior y el desarrollo económico en América Latina. 171-188.
- Muñoz, J. A., Villagra, C. P., & Sepúlveda, S. E. (2016). Proceso de reflexión docente para mejorar las prácticas de evaluación de aprendizaje en el contexto de la educación para jóvenes y adultos (EPJA). *Folios*, (44), 77-91.
- Muñoz, J., & Álvarez, E. (2009). Métodos de imputación para el tratamiento de datos faltantes: aplicación mediante R/Splus. *7*, 3-30.
- Naranjo, B. A. (2015). *La eficiencia y la productividad de las comunidades autónomas españolas en la gestión tributaria: aplicación del análisis envolvente de datos* (Doctoral dissertation, Universidad de Valladolid).
- Navarro, F. (2012). Modelos multisectoriales input-output en el estudio de los impactos ambientales: Una aplicación a la economía de Cataluña. Universidad Autónoma de Barcelona, Bellaterra.
- Neira, I. (2010). Educación y desarrollo económico: el papel de la cooperación internacional en el desarrollo del tercer mundo. 13.
- Norman, M., & Stoker, B. (1991). *Data envelopment analysis: The assessment of performance*. John Wiley & Sons. Chichester, England.
- Pattanamekar, P., Kim, C., Park, D., Lee, K.-D. (2011). Technical efficiency analysis of shippers using DEA. *Journal of Advanced Transportation*. *45*. 161 - 172. 10.1002/atr.156.

- Pascual, E. (1999). Informe de la formación de profesores de pre y postgrado desde las instituciones formadoras más importantes en América Latina. 19.
- Pérez, C. (2018). Evaluación de la eficiencia técnica de los hospitales generales del sistema nacional de salud (2010-2012). Universidad de Granada, España.
- Pino, J. L., Solís, F. M., Delgado, M., & Barrera, R. B. (2010). Evaluación de la eficiencia de grupos de investigación mediante análisis envolvente de datos (DEA). *El profesional de la información*, 19(2), 160-167.
- Polo, C. (2018). Nuevas alternativas de medición de la eficiencia evaluación mediante datos simulados y aplicaciones en el sector público. Universidad de Extremadura, España.
- Portela, M., Thanassoulis, E., & Simpson, G. (2004). Negative data in DEA: A directional distance approach applied to bank branches. *Journal of the Operational Research Society*, 55(10), 1111-1121.
- Quesada-Ibargüen, V. M. (2003). Estimación de la eficiencia mediante el Análisis Envolvente de Datos (DEA). 11.
- Quindós, M. D. P., Rubiera, F., & Vicente, M. R. (2003). Análisis envolvente de datos: una aplicación al sector de los servicios avanzados a las empresas del Principado de Asturias. *Asociación española de profesores universitarios de matemáticas para la economía y la empresa. XI Jornadas Oviedo*, 11.
- Quispe, G. M., & Jordán, W. R. (2017). Medición de la Eficiencia Técnica en las Universidades Autónomas del Sistema Universitario Boliviano: Aplicación del Análisis Envolvente de Datos (DEA). Vol. 38(45), 3.
- Rojas, M., Jaimes, L., & Valencia, M. (2018). Efectividad, eficacia y eficiencia en equipos de trabajo. 39(06), 11.
- Royston, P. (2005). Multiple imputation of missing values: update of ice. *The Stata Journal*, 5(4), 527-536.
- Schuschny, A. R. (2007). El método DEA y su aplicación al estudio del sector energético y las emisiones de CO₂ en América Latina y el Caribe. CEPAL.
- Silvestre, R. N., & Chamú, F. (2015). Eficiencia técnica y cambio tecnológico de las unidades académicas de la Universidad Michoacana a través del índice Malmquis. *Economía y Sociedad*, XIX, 17-35.
- Silvio, J. (1998). La virtualización de la educación superior: alcances, posibilidades y limitaciones. *Educación Superior y Sociedad*, 9(1), 27-50.
- Simar, L. (1996). Aspects of statistical analysis in DEA-type frontier models. *Journal of Productivity Analysis* 7 (2-3). 177-185.
- Simar, L. (2003). Detecting outliers in frontier models: A simple approach. *Journal of Productivity Analysis*, 20, 391-424.

- Simar, L., & Wilson, P. (2007). Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of econometrics*, 136(1), 31-64.
- Soares, A. V., Soares, N. S., Pinheiro De Sousa, E., & Moquete, S. J. (2017). Eficiencia técnica y de escala de la producción de sisal en el estado de Bahía (Brasil). *Apuntes*, 44(81), 39-65.
- Stolp, C. (1990). Strengths and weaknesses of data envelopment analysis: an urban and regional perspective. *Computers, Environment and Urban Systems*, 14(2), 103-116.
- Thanassoulis, E. (2001). Introduction to the theory and application of data envelopment analysis. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Toro, P., García, A., Aguilar, C., Acero, R., Perea, J., & Vera, R. (2010). Determinación de la eficiencia técnica en agroecosistemas. *Documentos de trabajo. Dpto de Producción Animal y Gestión, Universidad de Córdoba*, 2, 1-17.
- UNESCO. (1994, marzo 1). Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura.
- Vázquez, A. (2011). Eficiencia Técnica y cambio de Productividad en la Educación Superior Pública: un estudio aplicado al caso español (2000-2009). Universidad Autónoma de Madrid, España.
- Visbal, D., Mendoza, A., & Causado, E. (2015). Eficiencia en las instituciones de educación superior públicas colombianas: una aplicación del análisis envolvente de datos. 16(30), 105-118.
- Zhu, J. (2003). Quantitative Models for Performance Evaluation and Benchmarking: Data Envelopment Analysis with Spreadsheets and DEA Excel Solver. 297.
- Zhu, J., & Cook, W. D. (2007). Modeling Data Irregularities and Structural Complexities in Data Envelopment Analysis. Springer Science & Business Media.

ANEXOS

ANEXO 1. Presentación sistemática de referencia del ordenamiento Metodológico de COOPER

Tabla A.1.

Presentación sistemática de referencia del ordenamiento Metodológico de COOPER

FASE	SUBFASE	TAREA/PROBLEMA	SOLUCIÓN/MÉTODO	REFERENCIA
Conceptos y objetivos	Objetivo de la DEA	Entender los objetivos, el proceso de producción y los requerimientos de las partes interesadas.	DEA vs. Indicadores de rendimiento	Charnes et al., 1978; Thanassoulis, 2001; Ray, 2004 and Zhu, 2003; Banker et al., 1993
Estructuración de los datos	Describir y explorar los datos	Familiarizarse con los datos.	Descripción de los datos/Tipos de datos	Cook and Zhu, 2006 y Zhu and Cook, 2007
			Resumen y visualización	Grinstein et al., 2002
	Calidad de los datos	Identificar la calidad de los datos. Detectar cualquier irregularidad de los datos.	Datos faltantes	Kao and Liu, 2000 y Kuosmanen, 2009
			Datos negativos	Emrouznejad and Anouze, 2010 y Portela et al., 2004
			Datos cero	Thompson et al., 1993
			Datos de ratio	Emrouznejad y Amin, 2009
			Datos ruidosos	Zhu y Cook, 2007; Simar and Wilson, 2007
			Observaciones atípicas	Charnes et al., 1985; Andersen y Petersen, 1993; Simar, 2003; Sousa and Stosic, 2005; Langford y Lewis, 1998
Modelos operacionales	Modelos paramétricos	Investigar la posibilidad de utilizar modelos paramétricos vs. No paramétricos, dentro de esto ya sea para utilizar modelos deterministas o estocásticos.	Modelos deterministas	Greene, 2008; Kumbhakar y Lovell, 2000; Banker et al., 1993
			Modelos estocásticos	Meeusen y van den Broeck, 1977; Kumbhakar y Lovell, 2000
	Modelos no paramétricos	Especificar un modelo no paramétrico apropiado.	Especificar un modelo paramétrico apropiado	Charnes et al., 1978; Fried et al., 2008; Thanassoulis, 2001 y Ray, 2004
			Caso libre de dsposal	Deprins et al., 1986; Daraio y Simar, 2005
			Robust FDH/DEA	Cazals et al., 2002; Daraio y Simar, 2007
			La DEA estocástica	Sengupta, 1998 y Ruggiero, 2004
			StoNED	Sengupta, 1998 y Ruggiero, 2004

Tabla A.1. (Continuación)

FASE	SUBFASE	TAREA/PROBLEMA	SOLUCIÓN/MÉTODO	REFERENCIA
Comparación de rendimiento	Definir PPS	Definir la base del modelo DEA, incluyendo la selección de las variables de devoluciones a escala e incluso de cualquier juicio de valor.	Entrada/Salida	Banker et al., 1989; Cook y Zhu, 2008; Dyson et al., 2001
			Regresa a la escala	Banker et al., 1984; Podinovski, 2004; Simar y Wilson, 2002; Kittelsen, 1993; Banker y Natarajan,
			Juicio de valor	Allen et al., 1997; Pedraja-Chaparro et al., 1997; Podinovski, 1999
	Seleccionar medida	– Para seleccionar las variables de entrada y salida. – Investigar la medición radial y no radial de la eficiencia, incluyendo la medida aditiva y basada en la holgura.	Orientación Entrada/Salida	Thanassoulis, 2001 y Ray, 2004
			Modelos aditivos/multiplicativos	Charnes et al., 1985; Färe y Lovell, 1978; Cooper et al., 1999; Portela y Thanassoulis, 2002
			No radial	De Borger y Kerstens, 1996
Datos de panel	– Examinar el uso de técnicas de datos de panel, – Estudiar el uso de la medición de la productividad.	Medida de productividad	Färe et al., 2004; Cooper et al., 2004 y Chen, 2009	
		DEA dinámica, DEA red	Chen, 2009; Emrouznejad and Thanassoulis, 2005, 2010b; Färe y Grosskopf, 1996 y Sengupta, 1995	
Evaluación	Prueba estadística	– Para evaluar el modelo más a fondo, – Para revisar las salidas seleccionadas, así como las especificaciones del modelo utilizando inferencias estadísticas, – Para verificar el proceso, – Para asegurarse de que no se ha ignorado nada importante.	Monte Carlo	Banker y Natarajan, 2004
			Prueba estadística Post-hoc	Schaffnit et al., 1998
			Análisis de regresión	Camanho et al., 2009
			Clasificación y árbol de regresión	Emrouznejad y Anouze, 2010
			Bootstrapping	Simar y Wilson, 1998
Resultados e implementación	Despliegue	– Para desarrollar un paquete de software o un procedimiento repetible, – Para enumerar las posibles acciones de los resultados de la DEA.	Software/Informe final	Emrouznejad y Thanassoulis, 2010a; Emrouznejad, 2005

Nota: Modelo para el estudio de la Eficiencia Técnica mediante Análisis Envolvente de Datos en el sector Educativo. Adaptado de "COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects" por Emrouznejad, y Witte, (2010), *European Journal of Operational Research*, 207(3), 1573–1586.

ANEXO 3. Reducción de variables INPUTS mediante Análisis de Componentes Principales

Matriz de correlación

Planteamiento de hipótesis:

H0: La matriz de correlaciones es una matriz de identidad.

H1: La matriz de correlaciones NO es una matriz de identidad.

Tabla A.3.
Matriz de correlaciones^a

	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	Iv1	Iv2	Iv3	G2	G3	G4	
Correlación	D1	1,000	,107	-,200	-,083	,032	,258	,131	,889	-,045	,321	-,319	-,262	,159	,271	,368	-,005
	D2	,107	1,000	,073	,223	,036	,661	-,060	-,031	-,172	-,030	,107	-,069	-,056	,050	-,106	-,208
	D3	-,200	,073	1,000	,468	,329	-,177	-,421	-,258	,272	,060	,148	,447	-,044	-,186	-,430	-,235
	D4	-,083	,223	,468	1,000	-,020	,290	-,389	-,174	-,731	-,115	-,301	,320	-,059	-,203	-,349	-,186
	D5	,032	,036	,329	-,020	1,000	,143	-,241	,063	-,083	,798	,101	,069	,004	-,212	,038	-,133
	D6	,258	,661	,177	,290	,143	1,000	-,109	,150	,123	,151	,169	,118	-,045	-,046	-,035	-,211
	D7	,131	-,060	-,421	-,389	-,241	-,109	1,000	,352	-,103	,003	-,121	-,283	,073	,602	,620	,168
	D8	,889	-,031	-,258	-,174	,063	,150	,352	1,000	-,096	,417	,134	-,223	,217	,357	,467	,010
	D9	-,045	,172	,272	,731	-,083	,123	-,103	-,096	1,000	,000	,393	,190	-,012	,078	-,072	-,090
	D10	,321	-,030	,060	-,115	,798	,151	,003	,417	,000	1,000	,162	-,053	,152	,035	,406	,002
	Iv1	,319	,107	,148	,301	,101	,169	-,121	,134	,393	,162	1,000	,207	,150	,311	,106	,056
	Iv2	-,262	-,069	,447	,320	,069	,118	-,283	-,223	,190	-,053	,207	1,000	-,018	-,197	-,296	,049
	Iv3	,159	-,056	-,044	-,059	,004	-,045	,073	,217	-,012	,152	,150	-,018	1,000	,261	,173	,002
	G2	,271	,050	-,186	-,203	-,212	-,046	,602	,357	,078	,035	,311	-,197	,261	1,000	,416	,192
	G3	,368	-,106	-,430	-,349	,038	-,035	,620	,467	-,072	,406	,106	-,296	,173	,416	1,000	,169
	G4	-,005	-,208	-,235	-,186	-,133	-,211	,168	,010	-,090	,002	,056	,049	,002	,192	,169	1,000
Sig. (unilateral)	D1		,221	,074	,276	,410	,030	,173	,000	,374	,009	,009	,028	,126	,024	,003	,485
	D2	,221		,299	,053	,398	,000	,335	,412	,107	,414	,221	,309	,342	,359	,222	,066
	D3	,074	,299		,000	,008	,101	,001	,030	,023	,334	,142	,000	,375	,089	,001	,043
	D4	,276	,053	,000		,444	,017	,002	,105	,000	,203	,014	,009	,337	,070	,005	,089
	D5	,410	,398	,008	,444		,151	,040	,324	,276	,000	,235	,311	,488	,062	,391	,169
	D6	,036	,000	,101	,017	,151		,217	,139	,187	,138	,110	,197	,373	,370	,402	,063
	D7	,173	,335	,001	,002	,040	,217		,005	,230	,493	,192	,019	,299	,000	,000	,112
	D8	,000	,412	,030	,105	,324	,139	,005		,245	,001	,167	,053	,057	,004	,000	,472
	D9	,374	,107	,023	,000	,276	,187	,230	,245		,500	,002	,085	,465	,287	,303	,259
	D10	,009	,414	,334	,203	,000	,138	,493	,001	,500		,121	,351	,136	,402	,001	,494
	Iv1	,009	,221	,142	,014	,235	,110	,192	,167	,002	,121		,066	,140	,011	,223	,344
	Iv2	,028	,309	,000	,009	,311	,197	,019	,053	,085	,351	,066		,448	,077	,015	,362
	Iv3	,126	,342	,375	,337	,488	,373	,299	,057	,465	,136	,140	,448		,028	,106	,493
	G2	,024	,359	,089	,070	,062	,370	,000	,004	,287	,402	,011	,077	,028		,001	,082
	G3	,003	,222	,001	,005	,391	,402	,000	,000	,303	,001	,223	,015	,106	,001		,110
	G4	,485	,066	,043	,089	,169	,063	,112	,472	,259	,494	,344	,362	,493	,082	,110	

a. Determinante = 6,319E-5

Inversa de la matriz de correlación

Tabla A.4.
Inversión de matriz de correlaciones

	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	Iv1	Iv2	Iv3	G2	G3	G4
D1	11,778	-,826	-,690	1,111	,093	-,848	2,992	-,11,287	-,105	2,086	-,2,747	1,925	-,442	-,848	-,1,287	-,524
D2	-,826	2,229	,308	,066	-,544	-,1,493	-,127	1,035	-,406	-,436	,265	,215	-,042	-,443	-,258	,146
D3	-,690	,308	2,177	-,638	-,1,164	-,149	,139	-,781	-,112	,426	,369	-,674	-,032	-,633	-,389	,293
D4	1,111	,066	-,638	3,760	-,405	-,763	,792	-,1,520	-,2,478	1,233	-,351	,114	-,063	,596	,015	-,091
D5	,093	-,544	-,1,164	-,405	6,123	,497	-,647	1,190	1,498	-,5,876	-,714	,249	,305	,727	1,112	,400
D6	-,848	-,1,493	-,149	-,763	,497	2,428	-,343	,485	,659	-,867	,006	-,465	,105	,193	,005	,185
D7	2,992	-,127	,139	,792	-,647	-,343	3,892	-,3,281	-,588	1,762	,274	,274	-,327	-,1,273	-,1,857	-,139
D8	-,11,287	1,035	,781	-,1,520	1,190	,485	-,3,281	12,846	,765	-,3,853	2,394	-,1,650	-,487	-,1,073	1,362	,742
D9	-,105	-,406	-,112	-,2,478	1,498	,659	-,588	,765	3,220	-,1,846	-,553	,005	,178	-,192	-,111	,198
D10	2,086	,436	,426	1,233	-,5,876	-,867	1,762	-,3,853	-,1,846	7,832	,125	,194	-,302	-,243	-,2,225	-,566
Iv1	-,2,747	,265	,369	-,351	-,714	,006	,274	2,394	-,553	,125	2,461	-,807	-,145	-,1,186	-,259	,023
Iv2	1,925	,215	-,674	,114	,249	-,465	,274	-,1,650	,005	,194	-,807	1,830	-,005	,467	,048	-,320
Iv3	,442	-,042	-,032	-,063	,305	,105	,327	-,487	,178	-,302	-,145	-,005	1,183	-,325	-,121	,092
G2	,848	-,443	-,633	,596	,727	,193	-,1,273	-,1,073	-,192	-,243	-,1,186	,467	-,325	2,649	,195	-,277
G3	-,1,287	,258	,389	,015	1,112	,005	-,1,857	1,362	,111	-,2,225	-,259	,048	-,121	,195	3,029	,066
G4	-,524	,146	,293	-,091	,400	,185	-,139	,742	,198	-,566	,023	-,320	,092	-,277	,066	1,263

Prueba de KMO y Bartlett

Tabla A.5.
Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	,530
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado
	452,846
	gl
	120
	Sig.
	,000

Decisión:

En la tabla tenemos la inversa de la matriz de correlaciones, el «KMO» (Kaiser-Meyer-Olkin) es de 0,530, lo que es considerado como un valor regular y el test de Bartlett con un $\chi^2 = 452,846$ nos da un sig. de 0,000. Este último test de Bartlett, es menor o igual a 0,05 por lo que se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa lo que nos indica que la matriz de correlaciones no es una matriz de identidad.

Tabla A.6.
Matrices anti-imagen

	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	Iv1	Iv2	Iv3	G2	G3	G4	
Covarianza anti-imagen	D1	.085	-.031	-.027	.025	.001	-.030	.065	-.075	-.003	.023	-.095	.089	.032	.027	-.036	-.025
	D2	-.031	.449	.063	.008	-.040	-.276	-.015	.036	-.057	.025	.048	.053	-.016	-.075	.038	.052
	D3	-.027	.063	.459	-.078	-.087	-.028	.016	.028	-.016	.025	.069	-.169	-.012	-.110	.059	.107
	D4	.025	.008	-.078	.266	-.018	-.084	.054	-.031	-.205	.042	-.038	.017	-.014	.060	.001	-.019
	D5	.001	-.040	-.087	-.018	.163	.033	-.027	.015	.076	-.123	.047	.022	.042	.045	.060	.052
	D6	-.030	-.276	-.028	-.084	.033	.412	-.036	.016	.084	-.046	.001	-.105	.036	.030	.001	.060
	D7	.065	-.015	.016	.054	-.027	-.036	.257	-.066	-.047	.058	.029	.039	.071	-.123	-.158	-.028
	D8	-.075	.036	.028	-.031	.015	.016	-.066	.078	.018	-.038	.076	-.070	-.032	-.035	.046	.046
	D9	-.003	-.057	-.016	-.205	.076	.084	-.047	.018	.311	-.073	-.070	.001	.047	-.022	.011	.049
	D10	.023	.025	.025	.042	-.123	-.046	.058	-.038	-.073	.128	.006	.014	-.033	-.012	-.094	-.057
	Iv1	-.095	.048	.069	-.038	-.047	.001	.029	.076	-.070	.006	.406	-.179	-.050	-.182	-.035	.007
	Iv2	.089	.053	-.169	.017	.022	-.105	.039	-.070	.001	.014	-.179	.546	-.002	.096	.009	-.138
	Iv3	.032	-.016	-.012	-.014	.042	.036	.071	-.032	.047	-.033	-.050	-.002	.845	-.104	-.034	.061
	G2	.027	-.075	-.110	.060	.045	.030	-.123	-.032	-.022	-.012	-.182	.096	-.104	.578	.024	-.083
	G3	-.036	.038	.059	.001	.060	.001	-.158	.035	.011	-.094	-.035	.009	-.034	.024	.330	.017
	G4	-.035	.052	.107	-.019	.052	.060	-.028	.046	.049	-.057	.007	-.138	.061	-.083	.017	.792
Correlación anti-imagen	D1	.457*	-.161	-.136	.167	.011	-.159	.442	-.918	-.017	.217	-.510	.415	.118	.152	-.215	-.136
	D2	-.161	.495*	.140	.023	-.147	-.642	-.043	.193	-.151	.104	.113	.107	-.026	-.182	.099	.087
	D3	-.136	.140	.713*	-.223	-.319	-.065	.048	.148	-.042	.103	.159	-.337	-.020	-.263	.151	.177
	D4	.167	.023	-.223	.635*	-.084	-.252	.207	-.219	-.712	.227	-.115	.043	-.030	.189	.004	-.042
	D5	.011	-.147	-.319	-.084	.435*	.129	-.132	.134	.337	-.849	-.184	.074	.113	.181	.258	.144
	D6	-.159	-.642	-.065	-.252	.129	.532*	-.112	.087	.235	-.199	.002	-.221	.062	.076	.002	.105
	D7	.442	-.043	.048	.207	-.132	-.112	.562*	-.464	-.166	.219	.089	.103	.152	-.397	-.541	-.063
	D8	-.918	.193	.148	-.219	.134	.087	-.464	.486*	.119	-.384	.426	-.340	-.125	-.184	.218	.184
	D9	-.017	-.151	-.042	-.712	.337	.235	-.166	.119	.487*	-.368	.119	.002	.091	-.066	.036	.098
	D10	.217	.104	.103	.227	-.849	-.199	.319	-.384	-.368	.435*	.028	.051	-.099	-.053	-.457	-.180
	Iv1	-.510	.113	.159	-.115	-.184	.002	.089	.426	-.196	.028	.407*	-.380	-.085	-.464	-.095	.013
	Iv2	.415	.107	-.337	.043	.074	-.221	.103	-.340	.002	.051	-.380	.506*	-.003	.212	.020	-.210
	Iv3	.118	-.026	-.020	-.030	.113	.062	.152	-.125	.091	-.099	-.085	-.003	.624*	-.184	-.064	.075
	G2	.152	-.182	-.263	.189	.181	.076	-.397	-.184	-.066	-.053	-.464	.212	-.184	.606*	.069	-.151
	G3	-.215	.099	.151	.044	.258	.002	-.541	.218	.036	-.457	-.095	.020	-.064	.069	.686*	.034
	G4	-.136	.087	.177	-.042	.144	.105	-.063	.184	.098	-.180	.013	-.210	.075	-.151	.034	.553*

a. Medidas de adecuación de muestreo (MSA)

La matriz anti-imagen concuerda con el valor de KMO.

En resumen, se tiene:

Coefficientes de correlación de Pearson que en la mayoría de los casos son altamente significativos. El determinante de la matriz de correlaciones (6,319E-5) relativamente bajo. El índice KMO = 0,530 un valor regular. El resultado del test de Bartlett con un $\chi^2 = 452,846$ Y $p = 0,000$. MSA bastante altos en la diagonal de la matriz de correlaciones anti-imagen.

Extracción de factores

Tabla A.7.
Comunalidades

	Inicial	Extracción
D1	1,000	,672
D2	1,000	,699
D3	1,000	,593
D4	1,000	,755
D5	1,000	,846
D6	1,000	,715
D7	1,000	,617
D8	1,000	,718
D9	1,000	,662
D10	1,000	,869
Iv1	1,000	,615
Iv2	1,000	,450

Tabla A.7. (Continuación)

	Inicial	Extracción
Iv3	1,000	,192
G2	1,000	,638
G3	1,000	,640
G4	1,000	,308

Método de extracción: análisis de componentes principales.

En la **Tabla A.7.** se tiene las **comunalidades iniciales** de la solución de componentes principales. La comunalidad de una variable es la proporción de su varianza que puede ser explicada por el modelo factorial obtenido.

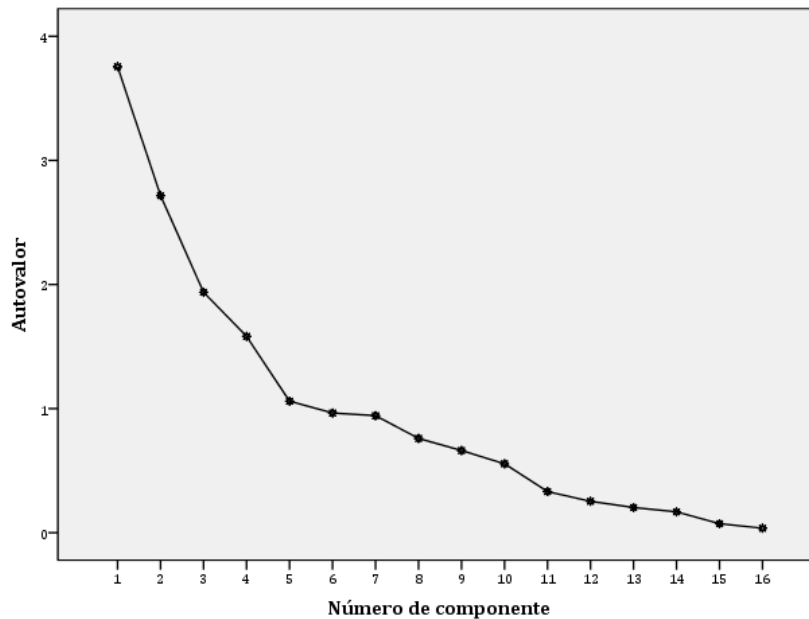
Con base en los resultados obtenidos con la metodología de componentes principales, se consigue caracterizar las tres componentes de la siguiente forma:

Tabla A.8.
Varianza total explicada

Componente	Autovalores iniciales				Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado		Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	3,755	23,470	23,470		3,755	23,470	23,470	3,390	21,185	21,185
2	2,716	16,976	40,446		2,716	16,976	40,446	2,517	15,734	36,918
3	1,938	12,111	52,557		1,938	12,111	52,557	2,112	13,199	50,117
4	1,582	9,889	62,446		1,582	9,889	62,446	1,973	12,329	62,446
5	1,060	6,624	69,070							
6	,965	6,030	75,099							
7	,943	5,895	80,994							
8	,760	4,748	85,742							
9	,662	4,139	89,881							
10	,555	3,469	93,351							
11	,331	2,070	95,421							
12	,253	1,581	97,001							
13	,203	1,268	98,269							
14	,168	1,052	99,321							
15	,072	,452	99,773							
16	,036	,227	100,000							

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Figura A.1. Gráfico de sedimentación



Nota: El gráfico de sedimentación muestra que el número óptimo de factores a utilizarse es de cuatro.

En el gráfico de sedimentación se observa que los 4 primeros auto valores son mayores que 1, por lo que tomando el criterio de Kaiser se toman como referencia las componentes 1, 2, 3 y 4.

Matriz de componentes principales

Tabla A.9.
Matriz de componente rotado^a

	Componente			
	1	2	3	4
D1	,717	-,024	,226	,326
D2	,033	,093	-,131	,820
D3	-,423	,550	,317	,103
D4	-,230	,780	-,080	,296
D5	-,084	,019	,914	,064
D6	,088	,174	,113	,815
D7	,629	-,304	-,317	-,171
D8	,778	-,122	,260	,175
D9	,061	,786	-,165	,119
D10	,344	-,003	,866	,012
Iv1	,380	,677	,110	,019
Iv2	-,330	,547	,125	-,165
Iv3	,355	,150	,112	-,177
G2	,727	,113	-,276	-,143
G3	,745	-,222	,110	-,155
G4	,206	,004	-,124	-,500

Método de extracción: análisis de componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser. a. La rotación ha convergido en 6 iteraciones.

El componente 1 explica el 21,18 del total de la varianza y allí sobresalen por su aporte las siguientes variables: D1, D7, D8, Iv3, G2 y G3. El componente 2 explica el 15,73 del total de la varianza y allí sobresalen por su aporte las siguientes variables: D3, D4, D9, Iv1 y Iv2. El componente 3 explica el 13,19 del total de la varianza y allí sobresale por su aporte la siguiente variable: D5 y D10. El componente 4 explica el 12,32 del total de la varianza y allí sobresale por su aporte la siguiente variable: D2 y D6 y G4.

Clasificación de las componentes:

Docencia-Investigación-Gestión	FACTOR 1 D1, D7, D8, Iv3, G2 y G3
Docencia-Investigación	FACTOR 2 D3, D4, D9, Iv1 y Iv2
Docencia	FACTOR 3 D5 y D10
Docencia-Gestión	FACTOR 4 D2 y D6 y G4

ANEXO 4. Reducción de variables OUTPUTS mediante Análisis de Componentes Principales

Matriz de correlación

Tabla A.10.
Matriz de correlaciones^{a,b}

		Iv4	Iv5	Iv6	Iv7	Me1	Me2	Me3	Me4	G1
Correlación	Iv4	1,000	,439	,555	,502	,502	,015	,261	-,168	-,081
	Iv5	,439	1,000	,193	,517	,517	,069	,230	-,169	-,032
	Iv6	,555	,193	1,000	,496	,496	,068	,354	-,151	-,096
	Iv7	,502	,517	,496	1,000	1,000	,556	,843	-,253	-,075
	Me1	,502	,517	,496	1,000	1,000	,556	,843	-,253	-,075
	Me2	,015	,069	,068	,556	,556	1,000	,721	-,136	-,016
	Me3	,261	,230	,354	,843	,843	,721	1,000	-,173	-,070
	Me4	-,168	-,169	-,151	-,253	-,253	-,136	-,173	1,000	,064
	G1	-,081	-,032	-,096	-,075	-,075	-,016	-,070	,064	1,000

a. Determinante = ,000

b. Esta matriz no es cierta positiva.

Tabla A.11.
Comunalidades

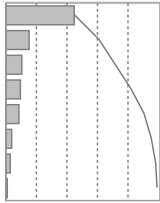
	Inicial	Extracción
Iv4	1,000	,745
Iv5	1,000	,500
Iv6	1,000	,542
Iv7	1,000	,948
Me1	1,000	,948
Me2	1,000	,830
Me3	1,000	,897
Me4	1,000	,182
G1	1,000	,906

Método de extracción: análisis de componentes principales.

En la **Tabla A.11.** se tiene las **comunalidades iniciales** de la solución de componentes principales. La comunalidad de una variable es la proporción de su varianza que puede ser explicada por el modelo factorial obtenido.

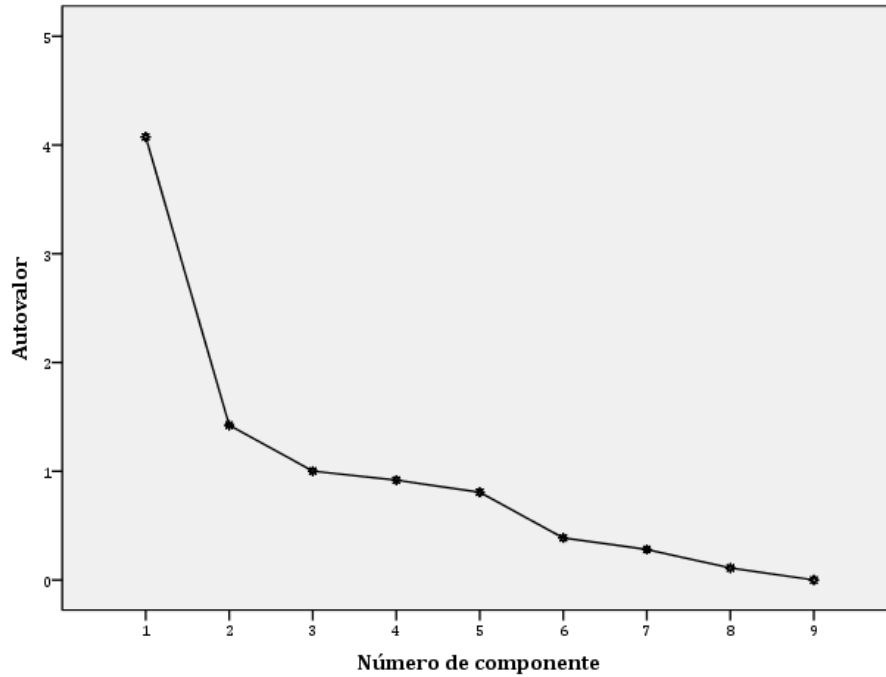
Con base en los resultados obtenidos con la metodología de componentes principales, se consigue caracterizar las tres componentes de la siguiente forma:

Tabla A.12.
Varianza total explicada

Componente	Autovalores iniciales				Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado		Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	4,073	45,260	45,260	4,073	45,260	45,260	2,919	32,429	32,429	
2	1,423	15,815	61,075	1,423	15,815	61,075	2,499	27,771	60,200	
3	1,001	11,125	72,200	1,001	11,125	72,200	1,080	12,000	72,200	
4	,918	10,202	82,401							
5	,807	8,963	91,364							
6	,387	4,295	95,659							
7	,281	3,119	98,778							
8	,110	1,222	100,000							
9	1,665E-16	1,850E-15	100,000							

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Figura A.2. Gráfico de sedimentación



Nota: El gráfico de sedimentación muestra que el número óptimo de factores a utilizarse es de tres.

En el gráfico de sedimentación se observa que los 3 primeros auto valores son mayores que 1, por lo que tomando el criterio de Kaiser se toman como referencia las componentes 1, 2 y 3.

Matriz de componentes principales

Tabla A.13.

Matriz de componente rotado^a

	Componente		
	1	2	3
Iv4	,040	,856	-,103
Iv5	,151	,687	,075
Iv6	,147	,693	-,199
Iv7	,775	,584	-,082
Me1	,775	,584	-,082
Me2	,900	-,136	-,032
Me3	,912	,236	-,093
Me4	-,171	-,238	,309
G1	,017	,020	,951

Método de extracción: análisis de componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 4 iteraciones.

El componente 1 explica el 32,42 del total de la varianza y allí sobresalen por su aporte las siguientes variables: Iv7, Me1, Me2, Me3, Me4. El componente 2 explica el 27,77 del total de la varianza y allí sobresalen por su aporte las siguientes variables: Iv4, Iv5, Iv6. El componente 3 explica el 12,00 del total de la varianza y allí sobresale por su aporte la siguiente variable: Me4 y G1.

Clasificación de las componentes:

Investigación-Medio Externo	FACTOR 1 Iv7, Me1, Me2, Me3, Me4
Investigación	FACTOR 2 Iv4, Iv5, Iv6
Medio Externo-Gestión	FACTOR 3 Me4, G1

ANEXO 5. Glosario de siglas y términos

Término/Sigla	Definición
Eficiencia	La teoría económica define el concepto de eficiencia como parte del principio de escasez de recursos. Esto significa, que la actividad humana es eficiente si aprovecha los escasos recursos disponibles para obtener el máximo beneficio.
Eficiencia Técnica	La eficiencia técnica tiene relación con el uso de los factores de producción que utiliza una organización de forma técnica.
Análisis envolvente de datos (DEA)	Es una técnica de programación matemática, permite calcular el índice de eficiencia técnica, que resuelve un programa matemático de optimización.
DMUs	Una DMU puede definirse como una entidad responsable de convertir los insumos en la(s) producción(es) y cuyos resultados deben ser evaluados.
Prueba paramétrica	Las pruebas paramétricas asumen distribuciones estadísticas subyacentes a los datos. Por tanto, deben cumplirse algunas condiciones de validez, de modo que el resultado de la prueba paramétrica sea fiable.
DEA-CCR	Denominado de esta forma por haber sido desarrollado por Charnes, Cooper y Rhodes en el año de 1978.
DEA-BBC	Se denomina de esta forma por ser desarrollado por Banker, Charnes y Cooper en el año de 1984.
Técnicas de frontera	Es una técnica de medición de la eficiencia basada en la obtención de una frontera de eficiencia a partir de un conjunto de observaciones.
Técnicas determinísticas	Comprenden la identificación y determinación de relaciones entre la variable por pronosticar y otras variables de influencia.
Atípica	Es una observación que es numérica distante del resto de los datos.
Priori	Aquel que, en algún sentido importante, es independiente de la experiencia.
Estocástico	También conocidos como modelos probabilísticos, es cuando algún elemento no se conoce con anticipación, incorporando así la incertidumbre.
Datos del panel	El dato de panel se refiere a datos que combinan una dimensión temporal con otra transversal.
Multicolinealidad	Es una situación en la que se presenta una fuerte correlación entre variables explicativas del modelo.