



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA  
UNIVERSIDAD CATÓLICA ANDRÉS BELLO  
DIRECCIÓN GENERAL DE ESTUDIOS DE POSTGRADO  
ÁREA DE HUMANIDADES Y EDUCACIÓN  
DOCTORADO EN EDUCACIÓN

**COMPORTAMIENTO DE LA PRODUCTIVIDAD CIENTÍFICA EN LAS UNIVERSIDADES  
PÚBLICAS ECUATORIANAS**

Tesis doctoral presentada para optar al título de Doctor en Educación

**Autor: Franz Eduardo Del Pozo Sánchez**

**Profesor Asesor: Dr. Gabriel Ramírez**

**Caracas, julio 2022**



**UNIVERSIDAD CATOLICA ANDRES BELLO**

**Urb. Montalbán - La Vega - Apartado 29068**

**Teléfono: 407-42-68 y 407-42-69 Fax: 407-43-52**

**Estudios de Postgrado**

**ACTA DE EVALUACIÓN DE PRESENTACIÓN Y DEFENSA  
DE TESIS DOCTORAL  
DOCTORADO EN EDUCACIÓN**

Nosotros, Doctores **Gabriel Ramírez Torres** (tutor), **Zuleima Santalla de Banderali** y **Fernando Spiritto**, designados por el Consejo de los Estudios de Postgrado el día **quince** de **febrero** de **dos mil veintidós**, para conocer y evaluar, en nuestra condición de jurado, la Tesis Doctoral **“Comportamiento de la Producción Científica en las universidades públicas del Ecuador”**, presentado por el ciudadano **Franz Eduardo Del Pozo Sánchez**, N° de cédula de ciudadanía: 1712210630 y N° de pasaporte: A5976920, para optar al título de **Doctor en Educación**.

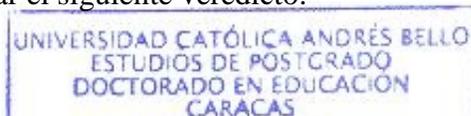
Declaramos que:

Hemos leído el ejemplar de la Tesis Doctoral que nos fue entregado con anterioridad por la Dirección del Postgrado de Humanidades y Educación.

Después de haber estudiado dicho trabajo, presenciamos la exposición del mismo, el día **quince** de **julio** de **dos mil veintidós**, a través de la cuenta de la plataforma ZOOM institucional de la Universidad Católica Andrés Bello, donde el doctorando **Franz Eduardo Del Pozo Sánchez** expuso y defendió el contenido de la tesis en referencia.

Hechas por nuestra parte, las preguntas y aclaratorias correspondientes y, una vez terminada la exposición y el ciclo de preguntas, hemos considerado formalizar el siguiente veredicto:

**APROBADO**



Hemos acordado calificar la presentación y defensa de la Tesis Doctoral con diez y ocho puntos (18/20) puntos.

Sin observaciones que reportar.

En fe de lo cual, nosotros los miembros del jurado designado, firmamos la presente acta en Caracas, al **quince (15)** días del mes de **julio** de **dos mil veintidós**.

Gabriel Ramírez Torres  
C.I. 7.958.474

Zuleima Santalla de Banderali  
C.I. 6.098.613

Fernando Spiritto Rondón  
C.I. 7.660.864

## DEDICATORIA

*A mi familia:*

*Franz Mateo Del Pozo*

*Franz Alan Del Pozo*

*Cristina Montenegro*

*Ecta Sánchez*

*Héctor Del Pozo*

*Christian Del Pozo*

*Gustavo Del Pozo*

## Contenido

Contenido .....	4
Resumen .....	8
Summary .....	12
Introducción .....	15
CAPÍTULO I: El problema .....	29
1.1. Planteamiento y delimitación del problema .....	30
1.2. Problema.....	32
1.3. Importancia de la investigación.....	33
1.4. Objetivo general de la investigación .....	34
1.5. Objetivos específicos.....	35
1.6. Marco Temporal y Espacial .....	35
CAPÍTULO II: Marco Teórico .....	38
2.1. Productividad .....	38
2.2. Valoración de la productividad .....	42
2.2.1. Valoración a través de índices o ratios .....	44
2.3.1.1. Índices Cienciométricos-Bibliométricos .....	45
2.3.1.2. Indices PIN – Price Index Numbers .....	48
2.2.2. Modelos funcionales .....	50

2.2.2.1.	Cobb-Douglas .....	50
2.2.2.2.	Translogarítmica .....	52
2.2.3.	Valoración a través de modelos de frontera.....	53
2.2.3.1.	Métodos Paramétricos .....	55
2.2.3.2.	Métodos No Paramétricos .....	57
2.3.	Análisis Envolvente de Datos ( <i>DEA</i> ) .....	58
2.3.1.	Objetivos para la aplicación del DEA.....	59
2.3.2.	Ventajas de la aplicación del DEA .....	61
2.3.3.	Desventajas de la aplicación del DEA .....	62
2.3.4.	Midiendo la productividad con el DEA (Modelos Primal) .....	63
2.3.5.	Componentes de la productividad.....	69
2.3.6.	Tipos de enfoque.....	73
2.3.7.	Tipos de modelos y fronteras .....	74
2.3.8.	Aplicación computacional .....	78
CAPÍTULO III: Método de Investigación .....		82
3.1.	Contexto .....	82
3.2.	Metodología .....	84
3.3.	Fase 1: Preparación del Estudio .....	87

3.3.1.	Definición del alcance de aplicación del <i>DEA</i> .....	87
3.3.2.	Identificación y selección de las <i>DMUs</i> .....	88
3.4.	Fase 2: Obtención y tratamiento de datos .....	92
3.4.1.	Análisis, selección y definición de las variables de entrada y salida .....	92
3.4.1.1.	Análisis de las variables de entrada y salida.....	92
3.4.1.2.	Selección de las variables de entrada y salida .....	95
3.4.1.3.	Definición de las variables de entrada y salida.....	96
3.4.2.	Recolección de datos para las variables .....	97
3.4.3.	Análisis, adecuación y limpieza de datos.....	97
3.5.	Fase 3: Aplicación del <i>DEA</i> .....	99
3.5.1.	Selección del Enfoque.....	99
3.5.2.	Selección del Modelo .....	100
3.5.3.	Tratamiento computacional del modelo.....	101
3.5.4.	Aplicación del modelo .....	101
CAPÍTULO IV: Análisis y Discusión de Resultados .....		103
4.1.	Análisis de resultados.....	103
	Análisis del Comportamiento de la Producción Científica de las Universidades.....	109
	Análisis del Comportamiento de la Productividad Científica de las Universidades.....	114

4.2. Discusión de resultados .....	122
CAPÍTULO V: Conclusiones.....	124
5.1. Conclusiones .....	124
5.2. Futuros Trabajos.....	133
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	134
ANEXOS.....	145
Anexo I.....	146
Anexo II.....	148
Anexo III .....	150
Anexo IV .....	152

REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA  
UNIVERSIDAD CATÓLICA ANDRÉS BELLO  
DIRECCIÓN GENERAL DE ESTUDIOS DE POSTGRADO  
ÁREA DE HUMANIDADES Y EDUCACIÓN  
DOCTORADO EN EDUCACIÓN

Autor: Franz Eduardo Del Pozo Sánchez  
Tutor: Dr. Gabriel Ramírez  
Fecha: Caracas, diciembre 2021

## Resumen

La *UNESCO*, la *OCDE* y los gobiernos de varios países están conscientes que la *I+D* es fundamental para el progreso de los pueblos y de la humanidad en general, por tanto, es primordial disponer de técnicas y modelos que midan la eficiencia de la productividad científica de las universidades, por tanto, este trabajo tiene el propósito de contribuir a la comprensión del comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas ecuatorianas, a través de un modelo alternativo que permita analizarla y valorarla, así como, ofrecer recomendaciones de mejora sobre la eficiencia productiva de las instituciones de educación superior. El estudio se llevó a cabo tomando una muestra representativa de las universidades públicas ecuatorianas por cada zona de planificación nacional, siendo las seleccionadas como unidades de estudio (*DMUs*): Universidad Politécnica Estatal del Carchi (*UPEC*), Universidad Yachay Tech (*YACHAY*), Universidad de las Fuerzas Armadas (*ESPE*), Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (*ESPOCH*), Universidad Técnica de Ambato (*UTA*), Escuela Superior Politécnica Agropecuaria de Manabí Manuel Félix López (*ESPAM*), Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí (*ULEAM*), Universidad Estatal de Bolívar (*UEB*),

Universidad Estatal Península de Santa Elena (*UPSE*), Universidad de Cuenca (*UCUENCA*), Universidad Nacional de Loja (*UNL*), Escuela Superior Politécnica del Litoral (*ESPOL*), Universidad de Guayaquil (*UG*), Universidad Central del Ecuador (*UCE*). Posteriormente, se analizó el comportamiento de la productividad científica del grupo seleccionado entre los años 2017 a 2019, utilizando como método alternativo a los índices bibliométricos el Análisis Envoltante de Datos (*DEA*). También, se realizó un estudio comparativo entre los resultados obtenidos en el *ranking* de producción versus los obtenidos en el *ranking* de productividad; para ello se aplicó los modelos radiales orientados a la producción *CRS/CCR* y *VRS/BCC*, con el fin de obtener la Eficiencia Global (*ETCRS*) y sus componentes con el objetivo de establecer un *ranking* alternativo de las *DMUs* seleccionadas; también se aplicó *SBM* (*Slacks-Based Measure*) con el objetivo de validar y obtener las holguras de las unidades ineficientes hacia la frontera de eficiencia (de acuerdo a la metodología aplicada, *ineficiente* son todas las unidades evaluadas que no se encuentran en la frontera de eficiencia). De los resultados, se desprende que existe una correlación positiva alta para todos los periodos evaluados entre la variable de entrada de docentes con formación de *PhD* y la variable de salida número de publicaciones y *O*. Con respecto a la composición promedio del grado académico en las universidades públicas se observa que el 8% (2017), 9% (2018), 11% (2019) de docentes con formación de *PhD*, un 65% (2017), 66% (2018), 66% (2019) con formación de Maestría y un 27% (2017), 25% (2018), 23% (2019) con otra formación menor; para el periodo de estudio se observa que la composición promedio del grado académico en las *DMUs* públicas se encuentra aproximadamente en un 10% de docentes con formación de *PhD*, un 65% con formación de Maestría y un 25% con otra

formación menor. En relación al comportamiento de la producción científica de las universidades públicas se puede evidenciar un incremento sostenido en la producción científica en general; en particular cuatro universidades públicas (*ESPE, ESPOL, UCUENCA, UCE*) se han mantenido en los primeros lugares en producción científica en forma sostenida; así mismo son tres universidades públicas (*ESPAM, UEB, UPEC*) las que ocupan de forma continua los últimos lugares en el *ranking* de producción durante los periodos evaluados; por otra parte la *ESPE* ha experimentado el crecimiento más importante de forma sostenida durante el periodo evaluado; así como, uno de los descensos más importantes lo sufre la *ESPOCH*. Bajo el enfoque de productividad dos de ellas dejan los primeros lugares, es decir, que a pesar de tener una buena producción científica no son eficientes en el uso de los recursos; y son cuatro (*ESPE, ESPOL, UCUENCA, YACHAY*) las que bajo este enfoque se han mantenido en los primeros lugares de productividad científica en forma sostenida; y a su vez, tres universidades (*UPEC, UEB, ULEAM*) que se encuentran de forma continua en los últimos lugares de productividad; así mismo, bajo esta perspectiva las universidades que mayores avances en el *ranking* productividad han tenido son la *UTA* y la *UG*; y las que han decrecido mayormente son la *ESPOCH, UNL* y *ESPAM*. Sin importar el enfoque aplicado, la *UPEC* es la peor *rankeada* en todos los periodos además de ser identificado como un caso atípico por su escasa o nula producción. Otro hallazgo de interés que abre la posibilidad a futuros trabajos de investigación es que el promedio de productividad de las universidades públicas ha venido decreciendo constantemente, a pesar de que se ha observado un incremento sostenido en el número de publicaciones de las universidades públicas. Se propuso un *ranking* alternativo de eficiencia productiva para las universidades públicas y otro incluyendo a las

universidades privadas de referencia, estos *rankings* se basaron en la eficiencia global, la misma que toma en cuenta tanto la eficiencia técnica pura como la eficiencia de escala bajo un enfoque a la producción. Finalmente, se formularon directrices para la generación de políticas, estrategias y oportunidades de mejora de la productividad científica para las universidades públicas evaluadas.

**Palabras clave:** *Eficiencia, Productividad, Científica, DEA, Ranking, Universidad, Ecuador*

## Summary

*UNESCO*, the *OECD* and the governments of several countries are aware that *R&D* is fundamental for the progress of peoples and humanity in general, therefore, it is essential to have techniques and models that measure the efficiency of scientific productivity of universities, therefore, this work has the purpose of contributing to the understanding of the behavior of scientific productivity of Ecuadorian public universities, through an alternative model that allows to analyze and value it, as well as to offer recommendations for improvement on the productive efficiency of higher education institutions. The study was carried out by taking a representative sample of Ecuadorian public universities for each national planning zone, being those selected as study units (*DMUs*): Universidad Politécnica Estatal del Carchi (*UPEC*), Universidad Yachay Tech (*YACHAY*), Universidad de las Fuerzas Armadas (*ESPE*), Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (*ESPOCH*), Universidad Técnica de Ambato (*UTA*), Escuela Superior Politécnica Agropecuaria de Manabí Manuel Félix López (*ESPAM*), Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí (*ULEAM*), Universidad Estatal de Bolívar (*UEB*), Universidad Estatal Península de Santa Elena (*UPSE*), Universidad de Cuenca (*UCUENCA*), Universidad Nacional de Loja (*UNL*), Escuela Superior Politécnica del Litoral (*ESPOL*), Universidad de Guayaquil (*UG*), Universidad Central del Ecuador (*UCE*). Subsequently, the behavior of scientific productivity of the selected group was analyzed between the years 2017 to 2019, using Data Envelopment Analysis (*DEA*) as an alternative method to bibliometric indexes. Also, a comparative study was carried out between the results obtained in the production ranking versus those obtained in the productivity ranking; for this purpose, the production-oriented radial models *CRS/CCR* and *VRS/BCC* were applied, in order to

obtain the Overall Efficiency ( $ET_{CRS}$ ) and its components with the objective of establishing an alternative ranking of the selected *DMUs*; *SBM* (*Slacks-Based Measure*) was also applied with the objective of validating and obtaining the slacks of the inefficient units towards the efficiency frontier (according to the applied methodology, *inefficient* are all the evaluated units that are not in the efficiency frontier). From the results, there is a high positive correlation for all the periods evaluated between the input variable of teachers with *PhD* training and the output variable number of publications  $yO$ . With respect to the average composition of the academic degree in public universities, it is observed that 8% (2017), 9% (2018), 11% (2019) of teachers with *PhD* training, 65% (2017), 66% (2018), 66% (2019) with *Master's* training and 27% (2017), 25% (2018), 23% (2019) with other minor training; for the study period it is observed that the average composition of the academic degree in public *DMUs* is approximately 10% of teachers with *PhD* training, 65% with *Master's* training and 25% with other minor training. In relation to the behavior of the scientific production of public universities, there is evidence of a sustained increase in scientific production in general; in particular, four public universities (*ESPE*, *ESPOL*, *UCUENCA*, *UCE*) have remained in the first places in scientific production in a sustained manner; Likewise, three public universities (*ESPAM*, *UEB*, *UPEC*) continuously occupy the last places in the ranking of production during the evaluated periods; on the other hand, *ESPE* has experienced the most important growth in a sustained manner during the evaluated period; likewise, one of the most important decreases is suffered by *ESPOCH*. Under the productivity approach, two of them leave the first places, that is, despite having a good scientific production, they are not efficient in the use of resources; and there are four (*ESPE*, *ESPOL*,

*UCUENCA, YACHAY*) that under this approach have remained in the first places of scientific productivity in a sustained manner; in turn, three universities (*UPEC, UEB, ULEAM*) are continuously in the last places of productivity; likewise, under this perspective, the universities that have made the greatest progress in the productivity ranking are *UTA* and *UG*; and those that have decreased the most are *ESPOCH, UNL* and *ESPAM*. Regardless of the approach applied, *UPEC* is the worst ranked in all periods and is identified as an atypical case due to its scarce or non-existent production. Another finding of interest that opens the possibility for future research work is that the average productivity of public universities has been steadily decreasing, even though a sustained increase in the number of publications of public universities has been observed. An alternative ranking of productive efficiency was proposed for public universities and another one including the private universities of reference; these rankings were based on global efficiency, which considers both pure technical efficiency and scale efficiency under a production approach. Finally, guidelines were formulated for the generation of policies, strategies, and opportunities to improve scientific productivity for the public universities evaluated.

***Key words:*** *Efficiency, Productivity, Scientific, DEA, Ranking, University, Ecuador.*

## Introducción

La productividad científica, así como los factores que la afectan son temas de constante preocupación de los Estados, de las instituciones científicas internacionales, de los gobiernos regionales, así como de los directivos universitarios y docentes. De acuerdo varios autores (Didou Aupetit & Gérard, 2010; Dutrénit, Zaragoza, & Zúñiga, 2014; White, James, Burke, & Allen, 2012; entre otros); y de organismos gubernamentales de varios países encargados de promover la ciencia y tecnología como: la SENESCYT (2016) de Ecuador, de la CONACYT (2016) de México y de COLCIENCIAS (2016) de Colombia, entre otras, señalan que la producción de ciencia y tecnología es la base para el desarrollo de los países y es una de las misiones del quehacer universitario, por tanto se convierte en una medida primaria del éxito de las instituciones y del reconocimiento de sus miembros, así como es parte importante de la carrera del docente-investigador dentro de sus instituciones.

La literatura sobre esta área en particular se ha generado en torno a indagar cómo medir la productividad científica de las instituciones o centros de investigación, así como sobre los efectos de los distintos factores del entorno externo e intrínseco del *staff* académico que inciden sobre la productividad científica, corresponden a estudios que han sido abordados tanto desde el enfoque cualitativo como cuantitativo. Con relación a este último punto, autores tales como: García-Romero (2000) y White et al. (2012) han identificado numerosos factores que afectan a la productividad científica del *staff* académico de las instituciones como: formación académica, formación práctica,

rango académico, tiempo disponible, capacidad de gestión del tiempo, auto valoración de la investigación, apoyo institucional, ambiente de trabajo, entre otros factores. Otros estudios como los realizados por Carole J Bland, Seaquist, Pacala, Finstad, & Center (2002); Dankoski, Palmer, Nelson Laird, Ribera, & Bogdewic (2011) y Palmer et al. (2013) en el área de la productividad científica, se enfocan en el estudio de la *Vitalidad del Staff Académico (Faculty Vitality)* como una condición fundamental no solo para alcanzar la meta de la productividad, sino para el desarrollo del *staff* académico y por tanto de la institución. Bajo este enfoque las causas que afectan la productividad, no sólo radican en los factores individuales de los miembros del *staff* académico, como la falta de habilidades de enseñanza o el tiempo de investigación asignado, sino con más énfasis en las características institucionales, tales como: el deterioro de los entornos laborales, la pérdida de la cultura académica debido a la falta de tiempo para que los profesores se reúnan con sus colegas, el aumento de la presencia de otras culturas, disminución de los ingresos reales, y quizás los más importantes: una pérdida de visión compartida que guía efectivamente el trabajo, la contratación y las decisiones presupuestarias de una institución.

En el pensamiento contemporáneo rara vez se considera la vitalidad del *staff* académico independiente de su contexto institucional, esto no quiere decir que las características y las competencias individuales de los profesores no sean esenciales para la productividad, dado que factores tales como: la motivación, la socialización, la competencia en sus áreas de contenido, la competencia en las habilidades de investigación y enseñanza, tener una red de colegas productivos y tener un mentor

se asocian positivamente con una alta productividad académica y satisfacción. Pero si bien estas características individuales son esenciales, no son suficientes en sí mismas. De todos los factores que afectan la productividad académica, ninguno es tan poderoso como las características ambientales del lugar de trabajo de acuerdo con varios estudios (C J Bland, Center, Finstad, Risbey, & Staples, 2005; Carole J Bland et al., 2002; entre otros).

Por otra parte, en el área de la cuantimetría numerosos proyectos han utilizado indicadores bibliométricos para estudiar la actividad científica mundial, cuyos resultados más conocidos son los *rankings* de producción científica como: *SJR (International Science Ranking)*, *SIR (Scimago Institutions Rankings)*, *Webometrics*, *CWTS (Leiden Ranking)*, *ARWU (Academic Ranking of World Universities–Shanghai Ranking)*, *Mapping Scientific Excellence*, entre otros. Como se puede observar, los *rankings* sobre universidades son cada vez más numerosos y populares, como lo señala la Directorate-General for Research and Innovation -European Commission, (2010), que son 33 países a la fecha de la investigación que tienen algún tipo de sistema de clasificación operado por agencias gubernamentales y de acreditación, educación superior, organizaciones de investigación y/o comerciales, o los medios de comunicación. Estos *rankings* en su mayoría se han enfocado en cómo medir la generación científica de las instituciones o centros de investigación a través del número de publicaciones.



En el caso de Latinoamérica solo una institución se encuentra entre las 100 primeras, la Universidad de Sao Paulo de Brasil (61), más atrás se encuentran: el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas de Argentina (198), la Universidad Nacional de Colombia (593), la Pontificia Universidad Católica del Ecuador (735). Desde el 2012 hasta la actualidad, el panorama latinoamericano ha experimentado cambios, consolidándose Brasil como una potencia en la región desplazando a México; las universidades ecuatorianas han logrado insertarse en la dinámica de producción científica, cuando en el 2012 prácticamente era inexistente su presencia en la producción científica internacional (De-Moya-Anegón, Félix Herrán-Páez, Estefanía Bustos-González, Atilio Corera-Álvarez & Tibaná-Herrera, Gerardo Rivadeneyra, 2020; SCIMAGO, 2012, 2014, 2015, 2020). A continuación, se presenta de acuerdo con el *ranking* SCIMAGO (2020) (ver **Tabla 1: SCIMAGO IR 2020 – Ecuador**), el listado de las 17 instituciones ecuatorianas presentes de las cuales 9 son universidades públicas, un hospital público y las restantes 7 son privadas y/o cofinanciadas:

**Tabla 1:** SCIMAGO IR 2020 – Ecuador

<b>ECUADOR</b>	<b>Rank</b>
<b>1. Pontificia Universidad Católica del Ecuador</b>	735
<b>2. Universidad de Las Américas, Ecuador</b>	741
<b>3. Universidad San Francisco de Quito</b>	758
<b>4. Universidad de Cuenca</b>	772
<b>5. Universidad Técnica de Ambato</b>	772
<b>6. Universidad Central del Ecuador</b>	777
<b>7. Universidad de Especialidades Espíritu Santo</b>	783
<b>8. Universidad Tecnológica Equinoccial</b>	785
<b>9. Escuela Politécnica Nacional</b>	790
<b>10. Universidad Técnica Particular de Loja</b>	790
<b>11. Escuela Superior Politécnica del Litoral</b>	792
<b>12. Universidad de Investigación de Tecnología Experimental Yachay</b>	793
<b>13. Universidad de las Fuerzas Armadas</b>	796
<b>14. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo</b>	809
<b>15. Universidad Politécnica Salesiana</b>	816
<b>16. Hospital Público Infantil Dr. Francisco de Ycaza Bustamante</b>	839
<b>17. Universidad de Guayaquil</b>	848

*Nota:* Basado en información de (SCIMAGO, 2020)

Esta concentración en la producción de ciencia también se ve reflejada en la concentración de repositorios de documentación científica, en donde de acuerdo con Babini (2011), con base en un estudio de Garrido Arenas (2010), menciona que:

El informe del consultor estratégico de la Red Federada Latinoamericana de Repositorios Institucionales de Documentación Científica, quien informa que el país latinoamericano que más repositorios posee es Brasil, seguido a distancia por Colombia, México y Argentina (p.20).

En una revisión realizada en 2017, la alta concentración de repositorios científicos en Brasil se sigue manteniendo invariable. En el caso ecuatoriano se muestra una mejora significativa con 23 repositorios, siendo el mejor situado el repositorio de la Escuela Superior Politécnica del Litoral (Cybermetrics Lab, 2020); con base en los estudios citados se puede observar que el Ecuador ha mejorado su posición en los *rankings* cuantitativos así como de repositorios de documentación científica.

En lo referente a la normativa legal, en el contexto ecuatoriano, la Constitución, la Ley Orgánica de Educación Superior (*LOES*) y el Plan Nacional para el Buen Vivir establecen los lineamientos que deben seguir las universidades en lo referente a su desarrollo académico y científico; este desarrollo debe estar ligado al cambio de la matriz productiva del país, con el objetivo de transformarse de un país productor de materias primas a un país exportador de ciencia y tecnología; por este motivo, el debate sobre la producción científica y calidad de la educación en las universidades en el Ecuador ha tomado gran fuerza en la última década y especialmente a partir de la expedición en julio de 2008 del “Mandato Constituyente No.14”, que inició una profunda reforma educativa en todos los niveles y que hasta la actualidad mantiene a la educación en un proceso de transición. Este debate se reaviva al inicio de cada periodo de evaluación de las universidades, ya que a pesar de que el gobierno nacional muestra como importante el avance de la educación superior y de la ciencia y tecnología estos resultados palidecen cuando se los compara en el contexto internacional, como se evidenció en los *rankings* cuantitativos, tanto mundiales como regionales presentados en los párrafos anteriores.

Debido al régimen de evaluaciones continuas con respecto a la acreditación institucional y de carreras a las que están sometidas las universidades en el Ecuador, las ha motivado a tomar como referencia marcos externos de evaluación y aseguramiento de la calidad con el fin de garantizar el cumplimiento de los parámetros de evaluación del “Consejo de Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior” (CACES), entre los cuales se puede citar: *Southern Association of Colleges and Schools Commission on Colleges (SACSCOC)*, *Accreditation Board for Engineering and Technology (ABET)*, *Western Association of Schools and Colleges Senior College and University Commission (WSCUC)*, entre otras. De acuerdo con el CEAACES (2015b, 2015a, 2016), un elemento común y que tiene un peso importante en la mayoría de marcos/modelos de acreditación es el nivel de investigación que alcanzan las universidades, por otra parte, en el “Reglamento de Carrera y Escalafón del Profesor e Investigador del Sistema de Educación Superior” se expresa la importancia de la producción investigativa a nivel individual del docente investigador y las facilidades que deben brindar las *IES* (Instituciones de Educación Superior) para el efecto (CES, 2016), así mismo, el “Plan Nacional para el Buen Vivir 2013 – 2017” (SENPLADES, 2012) enfatiza la producción científica, la innovación y el desarrollo tecnológico como los principales impulsores de los objetivos estratégicos 10 y 11 del Estado Ecuatoriano.

Tanto en Ecuador, como en la Latinoamérica, las políticas estatales, regionales e institucionales establecen sistemas públicos de incentivos a la productividad científica, como el caso de los fondos

para proyectos de investigación de organismos estatales como el fondo de la “Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación” (*SENESCYT*) de Ecuador, Fondos para la Investigación (*CONACYT*) de México, el Fondo para la Investigación Científica y Tecnológica (*FONCyT*) de Argentina, *COLCIENCIAS* de Colombia o el Fondo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación (*FONACIT*) de Venezuela, entre otros. En el caso ecuatoriano la (*SENESCYT*, 2016) en su informe de rendición de cuentas 2015, coloca a la investigación e innovación como los pilares para el desarrollo del país, comunica que en este periodo 93 proyectos de investigación nacionales fueron presentados, en este mismo informe menciona que:

A fin de medir el impacto de la política de investigación científica, se ha tomado como referencia la base de datos *Scopus*, que establece parámetros de calidad internacionalmente aceptados. En la mencionada base de datos, el Ecuador entre los años 2012 y 2015, presenta un importante incremento en su producción científica, pasando de 639 publicaciones indexadas en 2012 a 1.237 en 2015. (*SENESCYT*, 2016, p.45).

Además, señala que de acuerdo con el índice *SCOPUS* el aporte a la producción científica por parte de las *IES* es del 75% del total de las publicaciones del país. Como se puede advertir, tanto los países desarrollados como aquellos en vías de desarrollo han entendido que el avance científico y tecnológico es fundamental para el bienestar y progreso de sus sociedades. Por ello, la atención de los decisores se enfoca en conocer la productividad científica, los factores que la afectan y cómo asegurar la eficiente utilización de los recursos inmersos en la actividad científica.

Como se ha señalado, en los últimos años en Latinoamérica y concretamente en Ecuador se ha incrementado el interés del Estado por el desarrollo de la ciencia y tecnología como motor del desarrollo del país y cómo se han comportado las universidades sobre éste aspecto fundamental en el avance de un país; por tanto, en este estudio se pretende responder a la siguiente interrogante: ¿cómo fue el comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas ecuatorianas en el periodo 2017 a 2019?

Al respecto, varios autores (Babini, 2011; Didou Aupetit & Gérard, 2010; Dutrénit et al., 2014; García-Romero, 2000; Páez & Salgado, 2009; Piedra Salomón & Martínez Rodríguez, 2007; White et al., 2012; entre otros), han reconocido la importancia de la evaluación de la actividad científica y de la productividad tanto de los investigadores como de las instituciones a las que pertenecen, debido a varios factores que van desde el establecimiento de políticas públicas e institucionales de estímulo a la producción científica, financiación de la investigación, políticas de incentivos, la planificación estratégica de la actividad científica universitaria, entre otros.

Al respecto, considerando que en la sociedad actual, en donde el avance científico y tecnológico se produce en ciclos de tiempo cada vez más cortos; el estudiar la producción y productividad científica, así como, las diferencias en el comportamiento que muestran las instituciones cuando son evaluadas bajo estos dos enfoques, la identificación de factores y metodologías alternativas para valorar

la productividad, es sin duda, un aporte importante para los gestores educativos, gobiernos nacionales, regionales y locales; y por tanto también para el desarrollo del país. Con este fin, el presente estudio propone un modelo de valoración alternativo que represente el comportamiento relacionado con la productividad científica de las universidades públicas ecuatorianas, y que basado en el mismo se puedan generar políticas, estrategias y oportunidades de mejora de la productividad científica para las universidades públicas del Ecuador. El modelo alternativo propuesto para la valoración del comportamiento de la productividad científica, así como los análisis complementarios aplicados, permiten identificar y comprender mejor las circunstancias en las que las instituciones evaluadas son más productivas en investigación, estableciendo las bases para la generación de políticas de fomento a la investigación tanto a nivel institucional como estatal. Cabe mencionar, que la metodología y los resultados obtenidos son aplicables no solo a las instituciones evaluadas sino a todas las instituciones de educación superior en general.

En el estudio se identifica los principales factores de entrada que influyen sobre la eficiencia productiva científica en las universidades públicas ecuatorianas, para luego cuantificar los efectos en la productividad de estas. Se presenta la metodología seguida, el contexto en el que se desarrolla el estudio, para luego abordar el desarrollo de la investigación, se describe el procedimiento a seguir con sus respectivas fases, se identifican y seleccionan las variables, y se aplican los modelos matemáticos pertinentes. Se analiza el comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas objeto de estudio bajo el modelo de eficiencia técnica global, complementando con otros análisis y

contrastando con el modelo de producción clásico. El modelo de eficiencia aplicado valora la eficiencia productiva de las *DMUs* en el uso de los recursos y en la generación de resultados (*producción*), así como su comparación con los mejores estándares del sector, dado que este enfoque toma en cuenta no solo los productos generados sino la eficiencia en el uso de los recursos necesarios para generarlos. Se presenta el *ranking* clásico basado en la *Producción Científica* en las *DMUs* públicas, así como un *ranking* alternativo propuesto, el cual se basa en la *Eficiencia Productiva*; además se compara con un escenario alterno, en el cual se incluyen a tres universidades privadas de referencia. Finalmente, se presentan las conclusiones del estudio, así como recomendaciones para cada una de las universidades objeto de estudio con el fin de alcanzar la eficiencia productiva.

El desarrollo de la investigación se presenta organizada en cinco capítulos, los cuales se van desarrollando de forma armónica con los objetivos de la investigación, como se detallan a continuación:

El capítulo I, desarrolla el planteamiento del problema, determinándose la pregunta de investigación y el objetivo general, así como los objetivos específicos que han guiado el desarrollo del trabajo.

El capítulo II, expone el marco referencial que orienta esta investigación, se presentan los antecedentes que existen sobre la producción científica en las universidades públicas ecuatorianas y el

contexto latinoamericano y mundial; la definición de productividad y concepción de productividad científica, los factores que inciden y como se valora la productividad, los métodos para abordar el estudio del comportamiento de la productividad científica. Por ello en el presente capítulo se dejará sentadas las bases teóricas y el estado del arte en la temática. Con este fin, se ha separado cuatro categorías debidamente estructuradas y armonizadas con los fines de la investigación que serán sustentadas a través de la revisión bibliográfica que son:

1. Conceptualización de la productividad
2. Factores que afectan a la productividad científica
3. Valoración de la productividad
4. Análisis Envolvente de Datos (*DEA*)

El capítulo III, aborda la metodología utilizada en la investigación, el contexto, el procedimiento seguido, la recolección, validez, confiabilidad y el tratamiento de la información. Finalmente se presentan las técnicas de tratamiento y análisis de la información.

El capítulo IV, presenta el análisis de resultados, su contrastación con métodos alternativos y de referencia. La identificación de tendencias, *rankings* y composición de los diferentes aspectos evaluados forman parte de este capítulo.

El capítulo V, presenta los hallazgos sintetizados de todo el análisis, la discusión de resultados y las conclusiones a las que se llegó. También, se plantean recomendaciones para cada una de las *IES* públicas que forman parte del estudio, así como las posibles líneas y proyectos de investigación futuros que se pueden generar basados en el trabajo.

Finalmente, se presentan las referencias bibliográficas y los anexos en los que se apoyó esta investigación.

## CAPÍTULO I: El problema

La productividad, los factores que la afectan y como potenciarla, ha sido un tema de gran interés especialmente desde el advenimiento de la primera revolución industrial a mediados del siglo XVIII y se ha mantenido vigente hasta la actualidad, mucho más ahora en que las pequeñas ventajas competitivas pueden ser determinantes para el éxito o fracaso de una industria, empresa o institución, así lo corroboran Abramo & D'Angelo (2014) quienes establecen que la productividad es el indicador por excelencia de la eficiencia en cualquier sistema de producción. La universidad y en especial una de sus funciones esenciales como es la investigación, no es ajena a ser evaluada por su productividad, ya que de ella depende la generación de ciencia y tecnología, y por ende la consecución de fondos financieros para el desarrollo de nuevos proyectos, además de las consecuencias propias de instituciones altamente productivas lo ven reflejadas en su prestigio y por tanto en la capacidad de atraer estudiantes, profesores, inversionistas y nuevos proyectos.

Este capítulo inicia con la contextualización, delimitación y planteamiento del problema de investigación, sus interrogantes, la definición del objetivo general y los objetivos específicos a lograr en el estudio. Luego se aborda la importancia, para finalmente referirse al marco temporal y espacial en el cual se ha realizado.

## 1.1. Planteamiento y delimitación del problema

Varios estudios (Aragón González, 1995; Camps, 2008; González De Dios et al., 1997; Mahe, 2017; Mengual-Andrés et al., 2017; Orduña-Malea et al., 2016; Russell & Rousseau, 2009; entre otros) han indagado sobre el uso y las limitaciones de los indicadores bibliométricos como medida de la valoración científica; así mismo, se menciona que:

Es importante evitar el empleo aislado de un indicador como baremo único, sin matizar con otra información y sin atender a las características propias de la disciplina en la que se aplica. La ciencia es una actividad muy compleja que, en ningún caso, puede quedar representada por un solo indicador. (Gómez Caridad & Bordons Gangas, 1996)

Sin embargo, varios estudios en el ámbito bibliométrico, se encuentran orientados hacia la valoración de la producción como indicador primario; por otro lado, también se encuentran estudios sobre productividad científica, los cuales se pueden dividir en dos grupos, en el primer grupo aquellos que miden la productividad científica en su acepción cuantitativa y de aprovechamiento de los recursos para potenciarla a nivel individual, institucional o de país y en el segundo grupo, aquellos estudios que pretenden caracterizar los factores intrínsecos o extrínsecos que influyen en la productividad científica del *staff* académico. Asimismo, cabe resaltar que en el primer grupo existen varios estudios (Babini, 2011; Dutrénit et al., 2014; Páez & Salgado, 2009; entre otros) que se enfocan en comprender la productividad investigativa institucional sustentados en indicadores bibliométricos, mientras que en el segundo grupo existen estudios (Dankoski et al., 2011; Didou Aupetit & Gérard, 2010; García-Romero,

2000; Palmer et al., 2013; White et al., 2012; entre otros) que intentan comprender cómo las variables personales y situacionales influyen en la productividad del docente investigador.

Otros estudios, independientemente de las categorías de variables involucradas, se enfocan en medir la productividad basados en el número de artículos publicados generalmente en revistas indexadas, ya sea por el docente o la institución en su conjunto. De acuerdo con Pino-Mejías, Solís-Cabrera, Delgado-Fernández, & Barea-Barrera (2010) la cantidad de trabajos publicados en revistas de prestigio (indicadores bibliométricos) o el número de patentes solicitadas u otorgadas son indicadores que miden el desempeño de los investigadores o de las instituciones que hacen *I+D*.

Sin embargo, es posible medir no sólo la “producción científica”, sino el uso de los recursos por parte de los grupos de investigación o de los investigadores conocida como “productividad científica”, y más aún la “eficiencia técnica” de la misma. Por ello, como lo expresa Sancho (2001b), los beneficios de la ciencia se revelan sólo indirectamente y, a menudo con mucho retraso. Por esta, razón encontrar métodos alternativos que permitan medir la productividad es de vital importancia tanto para los gobiernos, *IES* e investigadores, como indicadores de eficiencia en el empleo de recursos.

En este contexto, surge un método complementario para evaluar la eficiencia relativa de unidades productivas homogéneas conocido como “Análisis Envoltante de Datos” (*DEA* sus siglas en inglés). Como expresan Golany & Roll (1989) y Ramírez & Alfaro (2013), el análisis cualitativo

simple y otros enfoques cuantitativos pueden no ser suficientes y/o adolecer de sesgos subjetivos, mientras que el Análisis Envolvente de Datos (*DEA*) es un método aceptado para evaluar la eficiencia en una amplia gama de casos y puede proporcionar medidas cuantitativas objetivas complementarias para la toma de decisiones.

## 1.2. Problema

Diversas publicaciones (Babini, 2011; García-Romero, 2000; UNESCO, 2010; entre otras) coinciden en que la baja productividad en la investigación es un problema latente que afecta al desarrollo de la investigación científica universitaria y del país, a la sostenibilidad y flujo de los fondos destinados para el financiamiento de los proyectos. Esta situación se puede observar en varios estudios internacionales relacionados a la investigación científica y productividad que exponen los escasos resultados y baja visibilidad en general de nuestra región y en particular del Ecuador. Por estas razones, de acuerdo con varios autores (Páez & Salgado, 2009; Piedra Salomón & Martínez Rodríguez, 2007; White et al., 2012; entre otros), la preocupación por sistemas “justos” de evaluación de la actividad investigadora, los factores que la afectan en su productividad y calidad, así como el comportamiento de los docentes investigadores y las políticas institucionales, son una preocupación tanto para los propios implicados en la investigación como para aquellos que tienen que tomar decisiones al respecto; es así que se estableció como pregunta de investigación: ¿cómo fue el comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas ecuatorianas en el periodo 2017 a 2019? Con la finalidad de

responder a la pregunta planteada, se identificó los factores de entrada más relevantes que influyen sobre la productividad científica en las universidades públicas ecuatorianas, para luego cuantificar los efectos en la productividad de estas, y proponer un modelo de valoración de la productividad científica institucional.

### 1.3. Importancia de la investigación

La importancia de la generación de nuevo conocimiento es enfatizada por varios autores como se recoge en el trabajo de White et al. (2012), que señala que en la sociedad actual el conocimiento es preponderante en todas las actividades humanas, y que la mejora de la productividad en actividades basadas en el conocimiento, tales como los resultados de la investigación en universidades y escuelas de negocios ha adquirido mayor trascendencia. En este contexto, Páez & Salgado (2009) afirman que la evaluación de la actividad científica y de la productividad de los investigadores es una cuestión de interés desde muchas perspectivas, como: la financiación de la investigación, la recompensa de la actividad de investigación, la formulación de políticas de investigación y la toma de decisiones relacionadas con tales políticas, la planificación estratégica de la actividad universitaria, la negociación salarial en los casos en que ésta se hace directamente entre el investigador y la organización contratante, la dotación de plazas de profesorado universitario y su promoción así como la concesión de becas, posibilitando de esta forma la identificación de variables que afectan al desenvolvimiento de la productividad científica. La importancia que tienen los diferentes factores institucionales y personales en la productividad científica, no solo para las instituciones enfocadas en la investigación, sino para los

Estados y para las universidades en su conjunto, que a su vez buscan entender cómo se comportan esas instituciones y cómo influyen en el desarrollo personal, institucional y de los países en general.

Por tanto, es evidente que los resultados obtenidos en el presente estudio permitirán a las autoridades de gobierno de la educación superior, así como a las autoridades universitarias tener una visión alternativa sobre el comportamiento de la productividad científica de las *IES* públicas ecuatorianas en los últimos años, y así emprender en estudios complementarios que permitan identificar y comprender mejor las circunstancias particulares en las que las universidades son más productivas en investigación, con el fin de establecer políticas de fomento a la investigación tanto a nivel de los organismos de gobierno nacional, como de los propios de cada universidad, optimizar el uso de los recursos destinados para la investigación, planificar y desarrollar planes de capacitación para profesores investigadores, conformación de estructuras de investigación y futuras investigaciones relacionadas a la producción y productividad científica de los países, así como los docentes pueden reflexionar sobre las condiciones que afectan su productividad.

#### 1.4. Objetivo general de la investigación

- Analizar el comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas ecuatorianas en el periodo 2017 a 2019

## 1.5. Objetivos específicos

Para alcanzar el objetivo general se obtendrán resultados parciales consistentes en:

- Describir el comportamiento de la producción científica de las universidades públicas del Ecuador seleccionadas
- Explicar la productividad científica de las universidades públicas del Ecuador seleccionadas
- Comparar el modelo propuesto contra un modelo clásico de producción
- Comparar los resultados de las universidades públicas con universidades privadas de referencia
- Proponer bases para la generación de políticas, estrategias y oportunidades de mejora de la productividad científica para las universidades públicas del Ecuador.

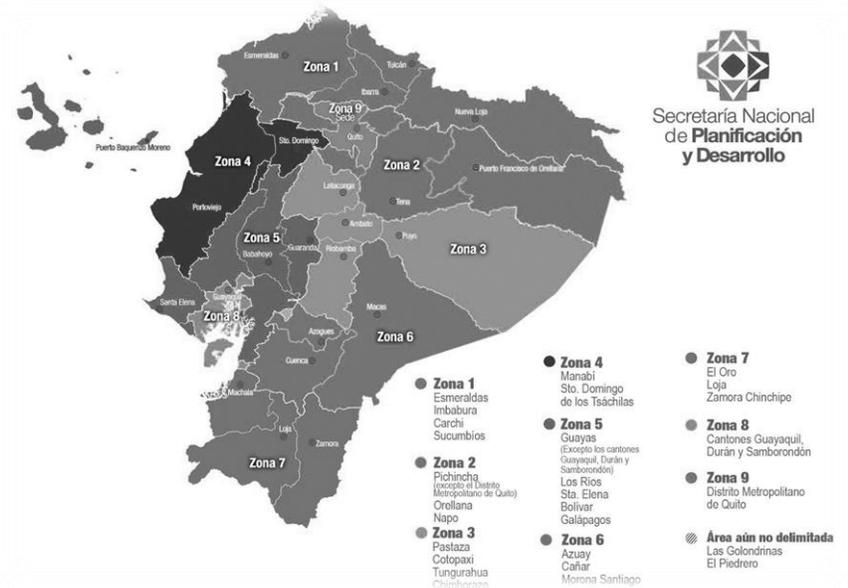
## 1.6. Marco Temporal y Espacial

En el Ecuador, en el área de educación y específicamente en el sector de la educación superior, se aplica los periodos anuales como referente para la producción de informes de gestión o consignación de información hacia los organismos de control estatales, por esta razón, se definió como marco temporal en el cual se realizó este estudio el período comprendido entre el 01 de enero de 2017 al 31 de diciembre de 2019. Además, este periodo coincide con las cohortes de información de los servicios de indicadores cuantitativos internacionales.

Por otra parte, la Secretaría Nacional de Planificación y Desarrollo (*SENPLADES*), conformó niveles administrativos de planificación (ver **Tabla 2: Zonas de Planificación del Ecuador**): zonas, distritos y circuitos a nivel nacional; que permitirán una mejor identificación de necesidades y soluciones efectivas para la prestación de servicios públicos en el territorio.

**Tabla 2:** Zonas de Planificación del Ecuador

Zona de Planificación	Provincias/distritos que la integran
1	Esmeraldas, Imbabura, Carchi, Sucumbíos
2	Pichincha, Napo, Orellana
3	Cotopaxi, Tungurahua, Chimborazo, Pastaza
4	Manabí, Santo Domingo de los Tsáchilas
5	Santa Elena, Guayas, Bolívar, Los Ríos, Galápagos
6	Cañar, Azuay, Morona Santiago
7	El Oro, Loja, Zamora Chinchipe
8	Distrito Metropolitano de Guayaquil
9	Distrito Metropolitano de Quito



*Nota:* Basado en información de (SENPLADES, 2020)

En este contexto, se definió como marco espacial del presente trabajo, el elemento de planificación zonal del Estado ecuatoriano, ya que agrupa a varias provincias, de acuerdo con una proximidad geográfica, cultural y económica (SENPLADES, 2020), es así que el estudio se llevó a cabo tomando una muestra representativa de las universidades públicas ecuatorianas por cada zona de planificación.

## CAPÍTULO II: Marco Teórico

El acercamiento de la universidad hacia su contexto local mediante el fortalecimiento de la función de investigación como uno de los vectores que pueden propiciar el desarrollo de un país, toma mayor preponderancia cuando la mayoría de países latinoamericanos se encuentran inmersos en constantes crisis económicas, es así, que la “Conferencia de la *ONU* sobre Comercio y Desarrollo” (*UNCTAD*) (*ONU*, 2015), considera que un país es dependiente de sus materias primas cuando al menos 60 por ciento de sus exportaciones son *commodities* (materias primas), de los que las economías de nuestros países son altamente dependientes. Con este escenario adverso para la mayoría de nuestros países, es importante volver la mirada hacia la Universidad como uno de los actores claves en el desarrollo de un país a través de la investigación e innovación. Este acercamiento permitirá sentar las bases de una verdadera transformación productiva y dar soluciones sostenibles a largo plazo a los problemas que enfrenta nuestra región con economías altamente dependientes de las materias primas hacia economías basadas en el conocimiento; así mismo, se evidencia que el rol del Estado es fundamental a la hora de establecer políticas que incentiven la producción y productividad científica.

### 2.1. Productividad

A pesar de que, en ciertas ocasiones se hace uso indistinto de los términos *producción científica*, *productividad científica* y *eficiencia* (eficiencia productiva) para referirse a un mismo tópico,

es importante definir y aclarar los términos que se utilizarán en este estudio con el fin de evitar ambigüedades en su uso.

De acuerdo con el diccionario de la Real Academia Española (*RAE*) de la Lengua define *producción* como la “suma de los productos del suelo o de la industria”, a su vez define *actividad* como el “conjunto de operaciones o tareas propias de una persona o entidad”. En este ámbito, Piedra Salomón & Martínez Rodríguez (2007) definen la *producción científica* como la:

Forma a través de la cual se expresa el conocimiento resultante del trabajo intelectual mediante investigación científica en una determinada área del saber, perteneciente o no al ámbito académico, publicado o inédito; que contribuye al desarrollo de la ciencia como actividad social. (p.34).

Es decir, se refiere a la cantidad de investigación generada y que normalmente se refiere al número de publicaciones que se produce, en este sentido Jiménez de Vargas (1992) define la *producción científica* como: “el conjunto de productos que se han generado a través de las actividades científicas realizadas por el docente durante su trayectoria y permanencia en el ámbito universitario, considerando un período determinado”.

Por otro lado, de acuerdo con el diccionario de la Real Academia Española (*RAE*) de la Lengua define la *productividad* como la “relación entre lo producido y los medios empleados, tales como mano

de obra, materiales, energía, etc.”. Este sentido Jiménez de Vargas (1992) define *productividad científica* o *productividad de investigación* hace referencia al: “desempeño y a los resultados obtenidos por el individuo que hace investigación”. Enfocándonos en la definición operativa de *productividad*, Coelli, Estache, Perelman, & Trujillo (2003) la definen como el cociente entre producto e insumo, esto en el caso simple en el que sólo hay un único insumo y producto. Sin embargo, como lo expresan los mismos autores, en el caso de tener más de un insumo y/o más de un producto se requiere usar ponderadores para construir un índice de productos y un índice de insumos, de manera que permita la construcción de un índice de *Productividad Total de los Factores (PTF)*, el cual es igual al cociente entre el índice de productos y el de insumos. Extrapolando estas definiciones semánticas al campo de estudio de la ciencia, se entenderá por *actividades científicas* y *progreso científico* como: el conjunto de operaciones o tareas propias de una persona o entidad en su labor científica; que de acuerdo con Moravcsik (1973, 1989) citado en Aragón González (1995) ese tipo de actividad es la acción, independientemente del grado en que contribuye a un objetivo científico o tecnológico dado; y el *progreso científico* como una medida del grado de consecución de un objetivo determinado en el campo de la ciencia.

En lo que respecta al *impacto científico*, Aragón González (1995) se basa en los preceptos dados por Moravcsik (1989), quién distingue entre *calidad*, *importancia* e *impacto*, en tal sentido, señala que la *calidad* refleja la excelencia de una investigación; la *importancia*, trata de evaluar la significación potencial del trabajo en la comunidad científica; y el *impacto* describe la influencia real

del trabajo sobre esa comunidad. En ese mismo trabajo, Aragón González (1995), menciona que el impacto de una publicación depende en parte de su importancia, pero también de otros factores como la procedencia del autor, su prestigio y la disponibilidad de la revista de publicación. Señala también, que la importancia de una publicación, es decir, su potencial influencia sobre la investigación puede no coincidir con el impacto, su influencia real, a causa de imperfecciones en la comunicación científica. En definitiva, se especifica que entre los tres términos descritos: calidad, importancia e impacto, es el último el más vinculado al progreso científico, ya que un trabajo de alta calidad e importancia puede no contribuir al conocimiento científico si pasa desapercibido, lo que puede ocurrir si aparece en una revista de escasa circulación o si se refiere a un área en decadencia, a la que no se presta demasiada atención, etc.

En resumen, la *producción científica* es la suma de los productos resultado de la actividad científica que han sido publicados en medios escritos pertinentes, en cambio, la *productividad científica*, se define como la relación entre la producción científica de una persona o institución y los recursos empleados en su actividad científica, es decir, el cociente entre productos (salida) e insumos (entradas) ponderados. Así mismo, cuando se habla de *eficacia* y *eficiencia*, se puede decir que la *eficacia* es la capacidad de obtener un resultado y la *eficiencia* es que tan bien se lo pudo conseguir, por consiguiente, la eficacia está relacionada a la producción y el concepto de *eficiencia* está relacionado a la productividad, ya que se trata de un análisis comparativo, es decir, la eficiencia por naturaleza es

comparativa, ya sea con un estándar, un objetivo, una frontera de producción o a través de una comparativa con otras unidades similares.

## 2.2. Valoración de la productividad

Como propone Aragón González (1995) la ciencia se puede estudiar bajo tres aspectos: actividad, productividad y progreso científico o tecnológico. En el presente trabajo, se ha optado por el estudio de la productividad científica, siendo esta normalmente medida a través de la utilización de indicadores cuantitativos, o por métodos alternativos como el propuesto en este trabajo, que considera el proceso científico como cualquier otro proceso, es decir, un modelo de *entradas-salidas* o modelo “*inputs-outputs*”, “*coste-beneficio*” o “*inversión-resultado*” como se describe en el modelo establecido por Farrell (1957). Si bien es cierto, existen métodos específicos para la valoración de la actividad científica, como es el caso de los indicadores cuantitativos, también es cierto que se pueden aplicar varios métodos de carácter general. Por tanto, el desarrollo teórico de este estudio se concentrará en la valoración de la productividad en forma general como un método alternativo, ya que la productividad científica es un caso particular de la misma.

Aragón González (1995), propone el modelo de evaluación *Spangenberg* aplicado al proceso científico, el cual tiene los parámetros que se presentan en la *Tabla 3*:

**Tabla 3:** Modelo de evaluación del proceso científico de *Spangenberg*

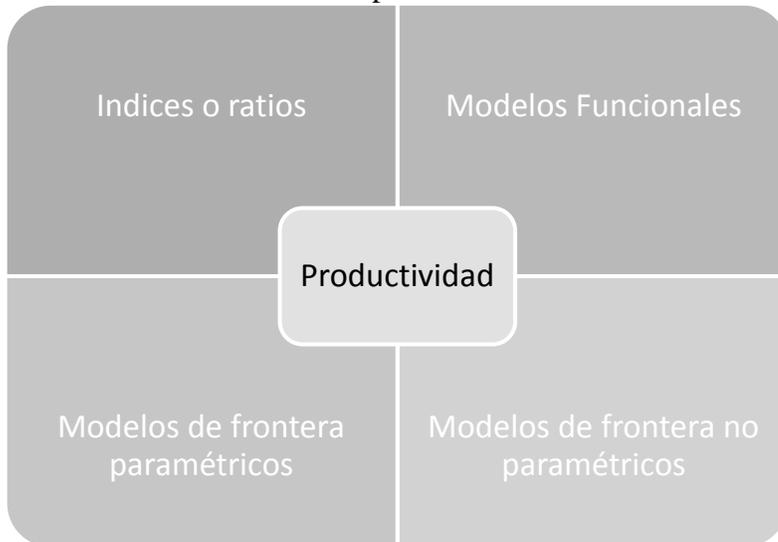
<b>INPUTS</b>	conocimiento científico recursos económicos recursos humanos infraestructura equipos,
---------------	---

	materiales y productos utilizados
<b>THROUGHPUTS</b>	becas apoyo técnico contratos o proyectos de investigación gestión de la investigación
<b>OUTPUT INTERMEDIO</b>	(output científico) trabajo conceptual y experimental del científico formación de jóvenes científicos difusión de los resultados de la investigación
<b>OUTPUT FINAL</b>	nuevo conocimiento científico contribuciones económicas y culturales nuevos científicos formados

*Nota:* Basado en información de Aragón González (1995)

Como podemos observar, el modelo de evaluación del proceso científico de *Spangenberg* se basa en la estructura de un proceso productivo general. Por esta razón y basado en la literatura revisada, en lo posterior se tratará a la valoración de la productividad científica como un caso más de la eficiencia productiva o productividad en general. El análisis de la productividad es una herramienta de control de gestión vital para evaluar el grado en que son utilizados las *entradas/insumos* en el proceso de obtener las *salidas/productos* deseados. Abundante literatura aborda la medición de la productividad desde diferentes puntos de vista, los cuales los podemos categorizar en los siguientes enfoques: Los basados en índices o ratios, como son: índices bibliométricos, económicos, financieros o de producción; los modelos funcionales; y, los modelos de frontera los cuales pueden ser Paramétricos y No-paramétricos.

**Ilustración 2:** Formas de valorar la productividad



Para una mejor comprensión sobre la medición de la productividad, se desarrollan a continuación las categorías propuestas en la *Ilustración 2: Formas de valorar la productividad*.

**2.2.1. Valoración a través de índices o ratios**

Existen varios tipos de índices o razones para valorar la productividad científica, entre ellos los índices *cienciométricos/bibliométricos* que son muy utilizados para el establecimiento de *rankings* institucionales, o los índices *PIN* que abordan la productividad desde enfoques económicos, financieros o de producción. En resumen, la valoración por medio de índices o ratios se realiza principalmente a través de la utilización de: Índices Cienciométricos-Bibliométricos; e Índices *PIN– Price Index Numbers*.

### 2.3.1.1. Índices Cienciométricos-Bibliométricos

De acuerdo con Aragón González (1995), presenta que la *Ciencimetría* o *Ciencimetría* es un término más amplio introducido en 1960 para designar los estudios sobre aspectos cuantitativos de la Ciencia. Se basa en la aplicación de métodos matemáticos y estadísticos a la investigación sobre el desarrollo de la Ciencia, relacionando las *inversiones* o *inputs* del sistema con los *resultados* u *outputs* obtenidos.

Considerando que la literatura científica refleja la actividad de la Ciencia, es posible estudiar los resultados de esta, a través de datos cuantitativos proporcionados por la literatura científica - Bibliometría- desde este punto de vista, la Bibliometría sería una parte de la Ciencimetría. Con respecto, a la *Bibliometría*, el *Manual de Frascati*, la define como un término genérico que designa a los datos relativos a las publicaciones (OCDE, 2002). A su vez, se definió el término “*Bibliometría*” como la ciencia que estudia la naturaleza y curso de una disciplina (en tanto en cuanto dé lugar a publicaciones), por medio del cómputo y análisis de las varias facetas de la comunicación escrita... la Bibliometría comprende la obtención, tratamiento y manejo de datos bibliográficos cuantitativos, procedentes de la literatura científica (Aragón González, 1995). Por otro lado, Sancho (2001b) define a la Bibliometría como la disciplina científica que estudia las características y comportamiento de la ciencia y la tecnología a través de las publicaciones científicas.

Una vez, que se han determinado los conceptos de Cienciometría y la Bibliometría, se abordará el concepto de *Indicadores Bibliométricos*. De acuerdo con el *Manual de Frascati*, al respecto menciona que originalmente el trabajo bibliométrico se limitaba a la recopilación de datos sobre el número de artículos y otras publicaciones científicas, clasificadas por autor y/o por institución, disciplina científica, país, etc., a fin de establecer los indicadores básicos de “productividad” para la investigación universitaria. Con posterioridad, se desarrollaron técnicas más sofisticadas y multidimensionales basadas en las citas contenidas en los artículos (y más recientemente, también en las patentes). Tanto los índices de citación resultantes, como los análisis de cocitación, se utilizan para obtener unas medidas más precisas de la calidad de la investigación y para hacer un seguimiento del desarrollo de las disciplinas científicas y de las redes (OCDE, 2002). Los indicadores bibliométricos se basan en el uso de la literatura científica y tecnológica, para descubrir la huella que ha dejado un trabajo científico determinado. Los indicadores bibliométricos son parciales, normalmente se emplea un conjunto de ellos, cada uno de los cuales pone de relieve una faceta del objeto de la evaluación (Aragón González, 1995).

Flores et al. (2015) sostienen que uno de los principales indicadores de la producción científica es el número de publicaciones científicas, el cuál presenta gran variabilidad de un país a otro, siendo el número de científicos el principal factor, donde Estados Unidos de Norteamérica y China ocupan las primeras posiciones en cuanto al número de artículos científicos publicados. Además, se menciona que los indicadores bibliométricos son los instrumentos que actualmente apoyan la gestión de la política

científica y tecnológica. Así lo demuestra su progresiva incorporación a los estudios de evaluación y actividad científica y su presencia en gran parte de las publicaciones sobre indicadores de ciencia y tecnología elaboradas periódicamente en los países más desarrollados.

De acuerdo con la categorización propuesta por Aragón González (1995), los análisis bibliométricos pueden efectuarse a varios niveles:

- Macro-análisis: la unidad de estudio es la actividad científica de un país
- Meso-análisis: evaluación a nivel de centros de investigación
- Microanálisis: a nivel de grupos de investigación

Además, se establece que los indicadores bibliométricos consideran varios aspectos de la producción científica, entre los principales:

- Número de publicaciones
- Colaboración en las publicaciones
- Índice de coautoría
- Colaboración internacional
- Análisis de las referencias de las publicaciones científicas
- Análisis de citas recibidas
- Impacto o influencia de las revistas
- Asociaciones temáticas

- Análisis de citas comunes
- Análisis de palabras comunes
- Carácter aplicado o básico de la actividad científica
- Análisis de patentes

Al mismo tiempo, es importante recalcar que los indicadores basados en la Bibliometría se caracterizan por ser cuantitativos, aunque, a veces, se les concede un carácter cualitativo, cuando se emplea el análisis de citas. Conviene señalar, no obstante, que el único juicio válido en la evaluación de la calidad científica es la opinión de los expertos conocido como «*peer review*»(Sancho, 2001b).

#### 2.3.1.2. Índices PIN – Price Index Numbers

En el objetivo de medir la productividad, es posible el uso de otros tipos de índices como los basados en precios (*PIN – Price Index Numbers* sus siglas en inglés); como lo explica Coelli et al. (2003) para la aplicación de los *PIN* se usan los precios como ponderadores y usualmente se recurre a las fórmulas de *Törnqvist* o *Fisher* para su evaluación, así como a las transformaciones de *Elteto & Koves* y la de *Szulc* para estudios de corte transversal para asegurar la transitividad de las comparaciones multilaterales. Así mismo, apuntan que los *números índices basados en precios (PIN)* miden la *PTF*, pero no pueden ser empleados para descomponer la *PTF* en sus componentes, este método necesita una estimación de la tecnología (la frontera de producción) para poder descomponer la

*PTF*, convirtiéndose ésta en una de las mayores desventajas de los números índices de *PTF*; sin embargo, los números índices tienen la ventaja de que sólo requieren datos sobre dos observaciones, convirtiéndose en la elección lógica cuando se dispone de pocos datos. Dependiendo de los ponderadores de precios que se elijan se puede obtener los índices de *Laspeyres*, de *Paasche* o de *Fisher*. Con respecto al índice de *Fisher* explica que éste implica una tecnología de producción cuadrática, lo cual es mucho más razonable desde el punto de vista de la teoría económica, que las tecnologías de producción lineales que están implícitas en los índices de *Laspeyres* y *Paasche*. Siendo la aplicación del índice de *Törnqvist* uno de los más usados, el cual implica una tecnología subyacente tipo translogarítmica (*translog*), como se muestra a continuación en la *Ecuación 1: Forma logarítmica del índice de Törnqvist de cambio en la PTF*:

$$\ln \left( \frac{PTF_{n1}}{PTF_{n0}} \right)^T = 0.5 \sum_{j=1}^M [(r_{jn1} + r_{jn0}) \cdot (y_{jn1} - y_{jn0})] - 0.5 \sum_{i=1}^K [(s_{in1} + s_{in0}) \cdot (x_{in1} - x_{in0})] \quad (1)$$

## 2.2.2. Modelos funcionales

En este acápite, se describirá las principales formas funcionales aplicables a la producción; por tanto, pueden ser usadas en combinación con métodos de regresión lineal o métodos de determinación de fronteras paramétricos como el *SFA (Análisis de la Frontera Estocástica)*. Existen varias formas funcionales que se pueden aplicar a la hora de evaluar la producción, sin embargo, en este apartado se realizará una revisión de las formas funcionales de *Cobb-Douglas* y *Translogarítmica* por su marcada difusión.

### 2.2.2.1. Cobb-Douglas

Tanto la forma funcional de *Cobb-Douglas* como la de *Leontief* son casos especiales de la forma funcional *CES* (Elasticidad de Sustitución Constante, por sus siglas en inglés) (Aburto, 2012; Ospina-Holguín, 2017; Saito, 2012). En sí, la *Cobb-Douglas* es relativamente sencilla y se usa para el caso en el que se considere un solo producto ( $Y$ ) y tres insumos variables ( $X_1 = \text{capital}$ ,  $X_2 = \text{trabajo}$ , y  $X_3 = \text{otros insumos}$ ), siendo su forma:

$$Y = a_0 X_1^{\alpha_1} X_2^{\alpha_2} X_3^{\alpha_3} \quad (2)$$

donde  $a_0$ ,  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ , y  $\alpha_3$ , son parámetros desconocidos para estimar.

Coelli et al., (2003) menciona que la mayor parte de la popularidad de la *Cobb-Douglas* es debida al hecho de que el logaritmo de la *Ecuación 2*, produce una función que es lineal en los parámetros, y es, en consecuencia, fácil de estimar usando métodos estándar de regresión lineal. Por tanto, el logaritmo de la *Ecuación 2* es:

$$y = \alpha_0 + \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \alpha_3 x_3 \quad (3)$$

donde  $\alpha_0 = \log(a_0)$ , y  $x_i = \log(X_i)$ . Nótese que  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ , y  $\alpha_3$  son las elasticidades del producto con respecto al capital, al trabajo y a “otros”, respectivamente. Además, Coelli et al. (2003), en su obra expresan:

Una clara ventaja de esta forma funcional es que sólo requiere la estimación de cuatro parámetros, lo que puede hacerse con una base de datos relativamente pequeña. Es práctica, y ésta debe ser la razón por la cual ha sido tan utilizada en los primeros trabajos sobre eficiencia y por la cual continúa siendo contrastada con formas funcionales más flexibles en la literatura más reciente. (p.27).

Una de las limitantes de la forma funcional de *Cobb-Douglas*, es que supone que todas las empresas tienen las mismas elasticidades de producción, las mismas elasticidades de escala y elasticidades de sustitución unitarias, lo cual es bastante restrictivo.

### 2.2.2.2. Translogarítmica

Para superar, las restricciones que impone la forma funcional de *Cobb-Douglas*, una de las formas funcionales más utilizadas es la *translogarítmica* (*translog*), aunque ésta requiere que se estime una mayor cantidad de parámetros es más flexible que la de *Cobb-Douglas*. La *translog* no requiere de las restricciones impuestas por la forma funcional de *Cobb-Douglas* y, por tanto, generalmente es preferible –a menos que una prueba de hipótesis justifique las restricciones de la *Cobb-Douglas*, o que limitaciones en los datos excluyan la posibilidad de utilizar una *translog* (Coelli et al., 2003). La *translog* tiene la siguiente forma funcional:

$$\ln q_i = \beta_0 + \beta_1 \ln x_{1i} + \beta_2 \ln x_{2i} + \beta_3 \frac{1}{2} \ln x_{1i}^2 + \beta_4 \frac{1}{2} \ln x_{2i}^2 + \beta_5 \ln x_{1i} \ln x_{2i} \quad (4)$$

A pesar de que las formas funcionales de *Cobb-Douglas* y *translog* son las más utilizadas, existen otras formas funcionales que pueden ser aplicadas para medir la productividad (Coelli et al., 2003; Ospina-Holguín, 2017; Ramos Ruiz, Polo Otero, & Arrieta Barcasnegras, 2017; Saito, 2012; entre otros).

### **2.2.3. Valoración a través de modelos de frontera**

Los métodos que utilizan *funciones de producción estándar*, normalmente se ajustan mediante métodos de regresión, es decir, estos métodos de regresión *ajustan una línea a través del centro de los datos*, y, por tanto, miden la *práctica promedio*; en cambio, los *métodos de frontera* como el *DEA*, *ajustan una superficie sobre los datos*, y, por ende, miden la *mejor práctica* (Coelli et al., 2003). De acuerdo con la literatura revisada (Adler, Friedman, & Sinuany-Stern, 2002; Charnes, Cooper, & Rhodes, 1978; Coelli et al., 2003; Golany & Roll, 1989; Moreira Pessanha, Marinho, Da Costa Laurencel, & dos Santos do Amaral, 2013; Parra Rodríguez, 2000; Ramírez & Alfaro, 2013; Salinas Jiménez & Santín González, 2008; entre otros), existen dos enfoques principales que se emplean para construir fronteras de producción: *el Análisis de la Envoltente de Datos (DEA, sus siglas en inglés)* y *el Análisis de la Frontera Estocástica (SFA, sus siglas en inglés)*.

Para ambos métodos como lo menciona Coelli et al., (2003), necesitamos datos sobre las cantidades de insumos y productos empleados por una muestra de empresas. Luego ajustamos una frontera sobre estas observaciones y medimos la *eficiencia técnica* como la distancia entre cada observación y la frontera estimada. El *DEA* usa métodos de programación lineal, para construir una frontera de producción no paramétrica, mientras que *SFA* es un método econométrico que estima una

frontera de producción de la forma,  $y=f(x)+v-u^1$ , y recurre a métodos similares a los de regresión, pero más complejos. Mientras que *SFA* tiene la ventaja de que intenta tener en cuenta los efectos del ruido en los datos (errores en los datos, variables omitidas, etc.) y además permite usar test estadísticos estándar (test *t* entre otros) para evaluar la significatividad de las variables incluidas en el modelo; el *DEA* supone que los datos están libres de ruido, no permite el uso de test estadísticos, sin embargo, posee la ventaja de que no se necesita especificar una forma funcional para determinar la frontera de producción, mientras que en *SFA* se debe seleccionar una (como, por ejemplo, la logarítmica).

De la misma forma, con respecto a la elección de los ponderadores se establece que los métodos basados en *PIN* utilizan precios de mercado, mientras que los métodos de *SFA* y *DEA* requieren la estimación de una tecnología (frontera) de producción y, por tanto, el uso de precios sombra obtenidos de la forma de la frontera estimada (Coelli et al., 2003). Con respecto a los métodos paramétricos, Parra Rodríguez, (2000), menciona que:

El primer modelo propuesto de frontera econométrica, que se denomina frecuentemente frontera determinística, suponía la eficiencia explicada por una variable aleatoria no-negativa.

Posteriormente, Aigner, Lovell y Smith (1977) y Meusen y Van den Broeck (1977)

---

<sup>1</sup> Donde, *y*, es el producto; *f(x)*, son los insumos; *v*, es un término de error que captura perturbaciones impredecibles; *y*, *u*, capta la ineficiencia técnica.

propusieron independientemente la función frontera estocástica de producción; ésta se diferencia de la anterior en la estructura del término de error, se trata de un error compuesto por dos elementos: variable aleatoria no-negativa asociada con la ineficiencia técnica en la producción y, error aleatorio simétrico fuera del control de la empresa que tiene en cuenta otros factores, tales como el error de medida en la variable tomada como producto, errores de omitir variables significativas del modelo, el tiempo, el azar, etc. (p.5).

#### 2.2.3.1. Métodos Paramétricos

Uno de los principales métodos paramétricos, es el *Análisis de Frontera Estocástica (SFA* sus siglas en inglés); que es un método econométrico que estima una frontera de producción de la forma,  $y=f(x)+v-u$ , donde  $y$  es el producto,  $f(x)$ , son todos los insumos,  $v$ , es un término de error que captura perturbaciones impredecibles y,  $u$ , capta la ineficiencia técnica. Alternativamente, puede utilizarse una frontera de costos (de corto plazo o de largo plazo) o una función de distancia (Coelli et al., 2003). Como se mencionó anteriormente, el *SFA* requiere se determine la forma funcional; y al respecto se podrá elegir entre varias alternativas como las que se presentan en la **Tabla 4: Principales formas funcionales**.

**Tabla 4:** Principales formas funcionales

Funciones de producción convencionales
Proporciones fijas - Leontief
$(\sigma = 0, \rho \rightarrow -\infty) : q_i = \min(\beta_1 x_{1i}, \beta_2 x_{2i}) \Rightarrow \beta_1, \beta_2 > 0, ESC(\sigma)$
Cobb-Douglas (CD)
$(\sigma = 1, \rho = 0) : q_i = f(x_{1i}, x_{2i}) = \beta_0 x_{1i}^{\beta_1} x_{2i}^{\beta_2} \Rightarrow \beta_0, \beta_1, \beta_2 > 0$
ESC (Elasticidad de Sustitución Constante, $\sigma$ )
$q_i = f(x_{1i}, x_{2i}) = [\beta_1 x_{1i}^\rho + \beta_2 x_{2i}^\rho]^{\frac{1}{\rho}} \Rightarrow \rho \leq 1, \rho \neq 0, \rho \rightarrow -\infty, \sigma > 0$
Cuadrática
$q_i = f(x_{1i}, x_{2i}) = \beta_1 x_{1i} x_{2i} + \beta_2 x_{1i}^2 + \beta_3 x_{2i}^2$
Funciones de producción flexibles
Leontief generalizada (Diewert)
$q_i = \beta_0 + 2\beta_1 \sqrt{x_{1i}} + 2\beta_2 \sqrt{x_{2i}} + 2\beta_3 \sqrt{x_{1i} x_{2i}}$
Translogarítmica
$\ln q_i = \beta_0 + \beta_1 \ln x_{1i} + \beta_2 \ln x_{2i} + \beta_3 \frac{1}{2} \ln x_{1i}^2 + \beta_4 \frac{1}{2} \ln x_{2i}^2 + \beta_5 \ln x_{1i} \ln x_{2i}$
Cuadrática generalizada
$q_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 \frac{1}{2} x_{1i} x_{2i}$
Cuadrática, raíz cuadrada (CRC)
$q_i = [\beta_0 + 2\beta_1 x_{1i} + 2\beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{1i} x_{2i}]^{0.5}$
Cuadrática generalizada Box-Cox
$\frac{q_i^{2\theta} - 1}{2\theta} = \beta_0 + \beta_1 \frac{x_{1i}^\lambda - 1}{\lambda} + \beta_2 \frac{x_{2i}^\lambda - 1}{\lambda} + \beta_3 \frac{1}{2} \frac{x_{1i}^\lambda - 1}{\lambda} \frac{x_{2i}^\lambda - 1}{\lambda}$
ESC, multifactores
$q_i = [\beta_1 x_{1i}^\rho + \beta_2 x_{2i}^\rho + \beta_3 x_{3i}^\rho + \beta_4 x_{4i}^\rho]^{\frac{1}{\rho}}$

$\sigma$  se refiere a la elasticidad de sustitución constante (esc) y  $\rho$  al parámetro de sustitución; así cada forma funcional depende de los valores tomados por estos coeficientes.

$$\sigma = \frac{1}{1+\rho}, \text{ si } \begin{cases} -1 < \rho < 0 \rightarrow \sigma > 1 \\ \rho = 0 \rightarrow \sigma = 1 \\ 0 < \rho < \infty \rightarrow \sigma < 1 \end{cases}$$

*Nota:* (Perdomo & Hueth, 2011)

### 2.2.3.2. Métodos No Paramétricos

Por qué aplicar métodos alternativos de acuerdo con Golany & Roll, (1989), las razones por las que falla los enfoques tradicionales que miden la productividad son entre otras:

1. La mayoría de los enfoques tradicionales para medir la productividad son basados en la medición del proceso, con poca o ninguna atención a las ‘medidas de salida’ que son importantes
2. Las medidas de salida o resultados, así como también algunos factores de insumos o entradas, son típicamente de naturaleza cualitativa. Además de los problemas implicados en la cuantificación de tales factores, suele ser extremadamente difícil asignarles pesos relativos adecuados.
3. Es muy difícil formular una relación funcional explícita entre entradas (insumos) y salidas (resultados), con pesos fijos para los diversos factores.
4. El promedio del rendimiento en muchas *DMU* (*Decision Making Units* - Unidades de Toma de Decisiones), como en las regresiones estadísticas, falla al tratar de explicar el comportamiento individual de las *DMUs*.

Si bien es cierto, que la *eficiencia productiva* puede ser medida de varias formas; también es cierto que basados en los aportes de Farrell autores como Charnes, Cooper, Rhodes, Golany, Roll entre otros, han extendido el uso del *DEA* como una alternativa no solo a la industria sino también al área de los servicios con resultados muy importantes. Como se explicó en párrafos anteriores, la determinación

de la eficiencia de las *DMUs* depende del establecimiento de las *fronteras de eficiencia*, y éstas pueden ser construidas con métodos de análisis de frontera tanto paramétricos como no paramétricos. Por estas y otras razones, el análisis cualitativo simple y otros enfoques cuantitativos pueden no ser suficientes y/o adolecer de sesgos subjetivos, por lo que este estudio propone el uso del método no paramétrico de frontera denominado “Análisis de la Envolvente de Datos” (*DEA*), como alternativa y/o complemento a la valoración con indicadores de la productividad científica. Dado que la metodología utilizada para analizar el comportamiento de la productividad científica del grupo de universidades públicas del Ecuador durante el periodo 2017-2019 es el *DEA*, se procede a profundizar en las bases conceptuales que sustentan a la misma.

### 2.3. Análisis Envolvente de Datos (*DEA*)

Al *Análisis de la Envolvente de Datos (DEA)* lo podemos definir como un modelo no paramétrico de programación lineal aplicado a datos observacionales que proporciona una nueva forma de obtener estimaciones empíricas de relaciones extremas entre ellas. Los elementos básicos de estudio son las *Unidades de Toma de Decisiones* o *Decision Making Units (DMU)*, son todas aquellas unidades que son tomadas para análisis a través del *DEA*, es decir, pueden referirse a personas, unidades, departamentos, instituciones, empresas, regiones, países o cualquier objeto susceptible de evaluación. Son llamadas así, porque se asume que éstas *DMUs* tienen la capacidad de decidir modificar la

cantidad de los recursos utilizados (*inputs*) o de los productos generados (*outputs*), en el presente estudio las *DMUs* son las *IES* seleccionadas.

Es así, que el *DEA* estudia la relación existente entre las distintas entradas (*inputs*) – *recursos empelados* y salidas (*outputs*)- *resultados obtenidos* de un conjunto de unidades de toma de decisiones (*DMU*) o también llamadas unidades de producción, hace posible la evaluación de la eficiencia relativa de cada una de ellas; en otras palabras se podría decir, que el *DEA* evalúa la eficiencia de las organizaciones (*DMU*) que trabajan en la misma industria estableciendo una *frontera de eficiencia* (también denominada frontera de *Pareto*). Si se considera una única salida se establece una *función de producción* y si se considera varias salidas o productos se establece una *superficie de posibilidad de producción* que corresponden a una relación bien definida entre la producción y los insumos, se trata de un lugar geométrico en el cual se puede apreciar las diferentes relaciones entre los insumos usados y los productos finales (Adler et al., 2002; Castillo et al., 2015; Charnes et al., 1978; Coelli et al., 2003; W. W. Cooper et al., 2004; Golany & Roll, 1989; Jablonský, 2008; Moreira Pessanha et al., 2013; Parra Rodríguez, 2000; Pino-Mejías et al., 2010; Ramírez & Alfaro, 2013; entre otros).

### **2.3.1. Objetivos para la aplicación del DEA**

El propósito del *DEA* es construir una frontera no paramétrica sobre los puntos de referencia, tal que todos los puntos observados queden sobre la frontera de la producción o por debajo, es decir, establecer una frontera de producción (Parra Rodríguez, 2000). Por otra parte, Golany & Roll, (1989) mencionan que los objetivos para llevar a cabo la *DEA* varían ampliamente, incluyendo lo siguiente:

- Identificación de las fuentes y cantidades de ineficiencia relativa en cada una de las unidades comparadas, en cualquiera de sus dimensiones de entrada-salida.
- Clasificación de las unidades por sus resultados de eficiencia.
- Evaluación a la gestión de las unidades comparadas.
- Evaluar la efectividad de los programas o políticas, que están fuera del control de las unidades, y diferenciar entre la ineficiencia del programa y la ineficiencia administrativa.
- Crear una base cuantitativa para reasignar recursos entre las unidades bajo evaluación. Las políticas de reasignación pueden tener en cuenta las holguras encontradas en algunas unidades, así como los multiplicadores virtuales obtenidos para los diferentes insumos en diferentes unidades. El objetivo general de estas políticas de reasignación es desplazar los recursos (limitados) a las unidades donde se utilizarían más eficazmente para generar los resultados deseados.
- Identificación de unidades eficientes (o relaciones eficientes de entrada y salida) para fines no directamente relacionados con la comparación entre las unidades.
- Análisis y escrutinio de los estándares vigentes sobre relaciones específicas de entradas y salidas con respecto al rendimiento actual.
- Comparación y contraste de resultados con estudios previos (p.238)

En otras palabras, se podría decir que la aplicación del *DEA* tiene como propósito responder a las cuestiones relativas a:

- ¿cuáles son las unidades eficientes e ineficientes?
- ¿cuáles son los grupos de referencias?
- ¿cuáles son las mejoras potenciales que deben realizar las unidades menos eficientes para alcanzar la eficiencia?
- ¿qué cantidad de input puede ser reducida proporcionalmente sin cambiar la cantidad del output? (orientación al input o al insumo)
- ¿en qué cantidad podemos aumentar el output sin alterar las cantidades de inputs utilizados? (orientación al output o al producto)

Contestar a estas cuestiones conlleva la construcción de un modelo matemático de eficiencia que busque la maximización de las salidas (*outputs*) o, por el contrario, la minimización de las entradas (*inputs*).

### **2.3.2. Ventajas de la aplicación del DEA**

Entre las ventajas de este tipo de función de producción, como lo mencionan Charnes et al., (1978) se encuentran entre otras las siguientes:

1. A diferencia de otros tipos de funciones de producción, ésta deriva de (y es por lo tanto directamente aplicable a) las observaciones empíricas.
2. Elimina los problemas intratables de las agregaciones asociadas con otros tipos de funciones de producción.

3. Se presta a la *estática comparativa*, que no es más que la comparación de dos resultados económicos diferentes antes y posterior a una variación de uno de los parámetros para propósitos tales como determinar si el cambio tecnológico está ocurriendo. Esta *estática comparativa* se puede lograr de varias maneras, como por ejemplo la adopción de la convención de que la misma *DMU* debe ser considerada como una entidad diferente en cada período de tiempo relevante, con propósito de la comparación; es decir, que las *eficiencias relativas* pueden evaluarse entre un grupo de un solo período o en una secuencia de períodos.

Otras de las ventajas del uso de *DEA* es que, de forma alternativa, las eficiencias se pueden evaluar con respecto al *rendimiento conocido por "competidores"* o se miden *en función de objetivos o estándares predeterminados* (Golany & Roll, 1989). En definitiva, su amplia adopción se debe a su flexibilidad, en el sentido de que impone condiciones menos restrictivas sobre la tecnología de referencia (forma de la función de producción) y también en cuanto a que se adapta a contextos multiproducto e incluso de ausencia de precios, con relativa sencillez. Además, que permite relacionar simultáneamente todos los *inputs* con los *outputs*, pudiendo identificarse cuales *inputs* están siendo infrautilizados.

### **2.3.3. Desventajas de la aplicación del DEA**

Como lo cita Coelli et al., (2003), entre las desventajas que puede acarrear la aplicación del *DEA*, se pueden citar las siguientes:

- Puede estar influenciado por el ruido, es decir, por errores en los datos, toma de información, variables omitidas, etc.
- Las pruebas de hipótesis tradicionales no son factibles, sin embargo, se pueden utilizar técnicas de *bootstrapping*
- Requiere muestras grandes para obtener estimaciones robustas

En resumen, podemos decir que, el *DEA* es un conjunto de conceptos, métodos y técnicas que permiten la medición de la eficiencia productiva de las *DMUs* utilizando métodos no paramétricos. En este contexto, se abordará los principales modelos del *Análisis Envolvente de Datos (DEA)* que son: *CCR* y *BCC*.

#### **2.3.4. Midiendo la productividad con el DEA (Modelos Primitives)**

En la sección 2.2, se trató los diferentes métodos para medir la *productividad* (eficiencia, eficiencia técnica, rendimiento, productividad total de factores), esta sección se centrará en el desarrollo de la teoría sobre la aplicación del *DEA* para la medición de la misma.

Con respecto a la productividad, como lo menciona Farrell, (1957) durante mucho tiempo se consideró adecuado medir la eficiencia productiva por varios medios como: la productividad media del

trabajo y utilizarlo como medida de la eficiencia; otros intentos se hicieron a través de los índices de eficiencia, en el que un promedio ponderado de los insumos (*inputs*) es comparado con la producción (*output*); así como también el uso extendido de la comparación de costos, cuyas principales objeciones son derivadas de la posible divergencia de los *ratios* de precios de factores pasados o futuros de sus valores actuales. En su estudio Farrell distinguió entre la eficiencia antes mencionada que denominó *eficiencia técnica* y otros tipos de eficiencia a los que se refirió como *eficiencia de los precios* y *eficiencia global*.

Con base en trabajos seminales como los de Farrell, y los de *Charnes, Cooper y Rhodes (CCR)* se mostró cómo cambiar una medida lineal fraccional de eficiencia en un formato de programación lineal (*LP* sus siglas en inglés), como se expresa en el trabajo de Adler et al., (2002); iniciando de esta forma el *DEA* en 1978 como método para medir la productividad sobre la base de múltiples entradas y salidas, incluso si la función de producción es desconocida (método no paramétrico).

Con el fin de medir la *productividad* de las *DMUs* varios autores (Charnes et al., 1978; Coelli et al., 2003; Farrell, 1957; Golany & Roll, 1989; Jablonský, 2008; Parra Rodríguez, 2000; entre otros); establecen que el *ratio de productividad de una DMU* ( $P_{DMU}$ ) es igual a la relación entre lo producido (*outputs* – salidas denotado por,  $y$ ) y los insumos necesarios (*inputs* – entradas denotado por,  $x$ ), también conocida como “*Productividad Total de los Factores*” (*PTF*), como se expresa en la *Ecuación 6: Productividad de una DMU*. En el caso de varios productos y varios insumos, se requiere la

construcción de índices ponderados; y por tanto bajo estas premisas la *productividad* es el cociente entre el índice de los productos y el índice de insumos.

$$productividad = \frac{outputs}{inputs} = \frac{producción}{insumos} \quad (5)$$

Entonces, se puede expresar la *productividad* de una *DMU* como:

$$P_{DMU} = \frac{y}{x} \quad (6)$$

En el caso, de que se considere varios insumos y/o varios productos, para el cálculo de la *Productividad Total de los Factores de una DMU* ( $PTF_{DMU}$ ) se requiere establecer un *índice ponderado de productos* ( $u_r$  ponderador de productos) y un *índice ponderado de insumos* ( $v_i$  ponderador de insumos) que siga una función lineal bajo la misma lógica analizada, la cual se representa en la *Ecuación 7: Productividad Total de los Factores de una DMU*.

$$PTF_{DMU} = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_r}{\sum_{i=1}^m v_i x_i} = \frac{\Sigma(outputsponderados)}{\Sigma(inputsponderados)} = \frac{\Sigma(producciónponderada)}{\Sigma(insumosponderados)} \quad (7)$$

Sin embargo, si consideramos el valor de la *Productividad Total de los Factores de una DMU* ( $PTF_{DMU}$ ) por sí sola, es claro que esta medida no aporta información alguna del nivel de aprovechamiento de los insumos inmersos (*inputs*) en lograr la producción esperada (*outputs*) con relación a otras *DMUs* similares, es decir, la medida por sí sola no indica si es buena o mala *per se*, por tanto no es tan relevante como el realizar un análisis comparativo con respecto a otras *DMUs*, lo que

puede aportar más valor al diagnóstico. Por esta razón, como ya se definió en la sección 2.1, la *eficiencia relativa* es el cociente entre lo que está produciendo (*output*) y lo que podría potencialmente producir, dado su nivel actual de insumos (*inputs*), es decir, es el cociente entre la suma ponderada de los *outputs* y la suma ponderada de los *inputs*, con la condición de que el valor máximo asignable al resto de *DMUs* sea igual o menor que uno (Charnes et al., 1978; Coelli et al., 2003; Giraldo Tascón, 2007; Jablonský, 2008; Pino-Mejías et al., 2010).

Lo descrito en el párrafo anterior, es el modelo original propuesto por Charnes et al., (1978), conocido como *modelo primario CCR* (Charnes, Cooper & Rhodes) para medir la eficiencia de cualquier *DMU*, se obtiene como la maximización de las salidas ponderadas (*outputs*) con las entradas ponderadas (*inputs*), sujetas a la condición de que las proporciones similares para cada *DMU* sean menores o iguales a la unidad (i.e., 1 es el 100%), es decir, la optimización del cociente de la suma ponderada de las salidas y la suma ponderada de las entradas. En forma más precisa, se muestra la medida de eficiencia propuesta por Charnes et al. (1978) en la *Ecuación 8: Eficiencia de una DMU – modelo CCR* (Charnes et al., 1978):

$$PTF_{DMU} = \max h_0 = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{i0}} \quad (8)$$

Sujeto a:

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

$$u_r, v_i \geq 0; \quad r = 1, \dots, s; \quad i = 1, \dots, m.$$

En la Ecuación 8,  $y_{rj}$  son las salidas y  $x_{ij}$  las entradas conocidas (todos positivos) de la  $j$ -ésima  $DMU$ ; y  $u_r, v_i \geq 0$  son los pesos variables para ser determinados por la solución del problema. La función objetivo  $h_0$ , otorga a esta  $DMU$  la ponderación más favorable que permiten las restricciones establecidas, y se considerará como la medida de la eficiencia de referencia. En otras palabras, se puede decir con respecto al modelo de eficiencia del  $DEA$ , que éste consiste en la optimización del cociente entre la suma ponderada de salidas y la suma ponderada de entradas, sujeto lógicamente a la restricción de que este cociente sea igual o menor que 1 para todas las unidades consideradas (Pino-Mejías et al., 2010).

Conjuntamente mediante la asociación de los conceptos de función de producción tratados anteriormente, con nuevos procedimientos asociados y acorde a los requerimientos de la teoría económica, de acuerdo con Charnes et al., (1978) se pueden valorar de nuevas formas la gestión o toma de decisiones, y al mismo tiempo proporcionar una variedad de nuevos pronósticos, así como de posibilidades de control orientadas a los administradores de programas, para de esta forma permitir la

distinción de la "*eficiencia del programa*" de otras predicciones y/o evaluaciones que podrían efectuarse en las *DMU*; es decir, se evaluará principalmente la eficiencia técnica y la eficiencia global para determinar las *isocuantas eficientes* de las *DMUs* estudiadas.

El modelo de medida de la eficiencia propuesto difiere de los enfoques tradicionales en que los datos no se agregan antes de realizar las estimaciones lo que permite aplicar el procedimiento a varios niveles manteniendo las propiedades extremas que una "función de producción" debe poseer en la medida en que los datos lo permitan. Al definir una "empresa representativa" se extiende la definición dada por Alfred Marshall, refiriéndose a ellas como "empresas representativas eficientes", en donde las empresas eficientes originalmente observadas sirven como referentes de las distintas facetas "representativas" de la eficiencia (*FRE*). Los *conos de eficiencia (CE)* que caracterizan las *FRE* permiten evaluar la eficiencia de las *DMU*, estas proporcionan un referente igualmente apropiado para hacer estimaciones de lo que las distintas *DMUs* deben ser capaces de producir como salidas (producción) dado determinados factores de cantidad y/o relaciones entre varias entradas (insumos), es decir, se debe referir cada *DMU* a su faceta (o cono) "representativa" como forma para realizar los análisis pertinentes y llevarlas a la superficie de la "función de producción relevante" (*FPR*) para un análisis comparativo; ya que estos resultados pueden agregarse en una variedad de maneras para evaluar o controlar las actividades que son generadas por las *DMUs* (Charnes et al., 1978).

### 2.3.5. Componentes de la productividad

En lo que se refiere a los componentes de la productividad, Coelli et al. (2003) señala como sus componentes a la *Eficiencia Técnica (ET)* y a la *Eficiencia de Escala (EE)*. En este sentido como se definió anteriormente la *eficiencia técnica (ET)*, no es más que el nivel de eficiencia de una *DMU* con respecto al máximo nivel posible que puede alcanzar con determinados insumos. A su vez, la *eficiencia de escala (EE)* refleja el hecho de que usualmente existe un tamaño óptimo de la empresa, y que no todas las empresas operan con el tamaño óptimo. En consecuencia, si tomamos a la *frontera CRS* y analizamos la distancia desde la productividad de la *DMU (ET)*, podemos decir que la *eficiencia técnica de rendimientos constantes a escala (ET<sub>CRS</sub>)* o *Eficiencia Técnica Global*, no es más que la distancia entre la productividad de la *DMU* y la *frontera CRS*, esta medida de eficiencia contiene los dos componentes, tanto la *ET* como la *EE*, es decir, la brecha entre las *fronteras de eficiencia CRS* y *VRS* proporciona la medida de *EE* y a su vez, la brecha entre la productividad de la *DMU* con respecto a la *frontera VRS* proporciona la medida de *ET*. Concluyendo, podemos establecer que la *ET<sub>CRS</sub>* es el resultado del producto entre la *ET* y la *EE*, como se muestra en la *Ecuación 9: Eficiencia Técnica CRS*:

$$ET_{CRS} = ET * EE \quad (1)$$

Otra forma de obtener la *ET<sub>CRS</sub>* es como el cociente entre el ratio de productividad de la *DMU (P<sub>DMU</sub>)* y el máximo ratio de productividad de la muestra (*Max(P<sub>DMU</sub>)*), como se muestra en la *Ecuación 10: Eficiencia Técnica CRS*:

$$ET_{CRS} = \frac{P_{DMU}}{\max(P_{DMU})} \quad (10)$$

Como se ha expresado en los párrafos anteriores, los dos componentes de la productividad son: la *Eficiencia Técnica (ET)* y a la *Eficiencia de Escala (EE)*; sin embargo, cuando se considera el caso más común de varios insumos y productos en el cálculo de la productividad, esta puede verse afectada por cuatro razones: por *Eficiencia Técnica (ET)* y *Eficiencia de Escala (EE)* de la misma manera que en el caso de un *insumo/producto*; además, de acuerdo con Coelli et al., (2003) también se ve afectado por la *Eficiencia Asignativa en la Combinación de Insumos (EA<sub>CI</sub>)* y por *Eficiencia Asignativa en la Combinación de Productos (EA<sub>CP</sub>)*. En resumen, podemos decir que la productividad tiene cuatro componentes:

1. La *Eficiencia Técnica (ET)*
2. La *Eficiencia de Escala (EE)*
3. La *Eficiencia Asignativa en la Combinación de Insumos (EA<sub>CI</sub>)*
4. La *Eficiencia Asignativa en la Combinación de Productos (EA<sub>CP</sub>)*

No obstante, la  $PTF_{DMU}$  sólo puede verse afectada si se considera el efecto de las componentes: *EE*, *EA<sub>CI</sub>* y *EA<sub>CP</sub>*, por tanto, sólo aquellos estudios que requieran evaluar estos otros componentes de la eficiencia incluirán el análisis de sus efectos, para la mayoría de los estudios es suficiente evaluar *ET* ya que es la medida más conservadora de todas ellas.

En este mismo contexto, como las define en su obra Coelli et al., (2003) la *eficiencia relativa*, *eficiencia productiva* o *eficiencia técnica (ET)*, se define como la capacidad de una empresa para conseguir la máxima producción a partir de su conjunto de insumos (Eficiencia Técnica Orientada a los Productos), así mismo bajo el enfoque de insumos, se puede decir que la *ET* refleja el grado en que una empresa que debe producir un nivel de producto particular, y, puede reducir proporcionalmente el uso de sus insumos y todavía permanecer dentro del conjunto de producción factible (Eficiencia Técnica Orientada a los Insumos), es decir, en la frontera o por debajo de ella. Generalizando, se puede decir que, no es más que la distancia entre la observación y la frontera de producción, por tanto, se podría expresar la *ET* de una *DMU (Decision Making Units)* como el cociente entre lo que está produciendo (*output*) y lo que podría potencialmente producir, dado su nivel actual de insumos (*inputs*), en otros términos, cuál es su nivel de eficiencia con respecto al máximo nivel posible con determinados insumos. La medida de *ET* varía entre 0 y 1, en donde, un valor de 1 indica que empresa es completamente eficiente y opera en la frontera de producción, de la misma forma, un valor menor que 1 refleja que la empresa opera por debajo de la frontera. La diferencia entre 1 y el valor observado mide la *ineficiencia técnica*. Por otra parte, la *eficiencia de escala (EE)*, se refiere al tamaño óptimo de una *DMU* en la cual es más productiva, la *EE* es una medida del grado en el que una empresa está optimizando la escala de sus operaciones. El *cambio tecnológico* o *progreso técnico (CT)*, es un incremento en la máxima cantidad que puede producirse dado un mismo vector de insumos,  $x$ , y se refleja como un desplazamiento en el tiempo de la frontera de producción. A su vez, la *eficiencia asignativa en la combinación de insumos (EACI)*, es la capacidad de la empresa para combinar los

insumos en una proporción tal que el cociente de precios de los insumos iguale al cociente de los correspondientes productos marginales, es decir, el producto adicional obtenido de una unidad adicional del insumo. Las medidas de  $EA_{CI}$  varían entre 0 y 1. Un valor de 1 indica que la empresa es totalmente eficiente desde el punto de vista asignativo. La *eficiencia asignativa en la combinación de productos* ( $EA_{CP}$ ), es la capacidad de la empresa para elegir la combinación de productos, de manera que el cociente de precios de los productos iguale al cociente de los costos marginales, es decir, el costo adicional correspondiente a la producción de una unidad adicional del producto.

Una empresa que es eficiente, desde el punto de vista técnico y de la escala, y que logra la eficiencia asignativa en la combinación de insumos y productos está maximizando sus beneficios para precios dados de productos e insumos. De acuerdo con las definiciones señaladas en la obra de Coelli et al., (2003) *la eficiencia de costos* ( $EC$ ), es la capacidad de la empresa para producir un bien específico, y, al mínimo costo, dados los precios de los insumos que enfrenta.  $EC$  varía entre 0 y 1, donde un valor de 1 indica eficiencia de costos completa (*ver Ecuación 11*).

$$EC = EA * ET \quad (2)$$

Es decir, la *frontera de costos* o *función de costos* es una función que relaciona el mínimo costo,  $c$ , requerido para producir un vector de productos particular,  $y$ , dado el vector de precios de los insumos,  $w$  (*ver Ecuación 12: Función de costos fijos*). En relación con los costos variables,  $c_v$ , con una cantidad de insumos que se consideran fijos a corto plazo,  $x_f$ , con sus precios variables,  $w_v$ ; por tanto, la

distancia en que una *DMU* se encuentra por encima de la frontera de costos refleja la *EC* de esa empresa, y puede deberse a la variación de *EA* y/o *ET* (ver Ecuación 13: *Función de costos variables*).

$$c = g(y, w) \quad (12)$$

$$c_v = g(y, x_f, w_v) \quad (13)$$

$$d = h(x, y) \quad (14)$$

Así mismo, una *función de distancia* (ver Ecuación 14: *Función de distancia*), es una función que mide la ineficiencia de una empresa en un contexto de producción con múltiples insumos y múltiples productos, es, por ende, una generalización del concepto de frontera de producción, una función de distancia que puede tener también una orientación a los insumos o a los productos.

### 2.3.6. Tipos de enfoque

El análisis *DEA* conlleva la construcción de un modelo matemático de eficiencia, pero antes se debe especificar la orientación del análisis que se va a ejecutar, es decir, dar a conocer si lo que se pretende en la investigación es la obtención de resultados que busquen la maximización de las salidas (*outputs*) o *enfoque orientado a los outputs*; por otro lado, la minimización de las entradas (*inputs*) o *enfoque orientado a los inputs*; para la aplicación del *DEA*, se debe elegir entre los dos enfoques siguientes:

1. La maximización de las salidas (*Max outputs*), formula que con un mismo nivel de *inputs* (se fijan los *inputs*) se puede alcanzar un mayor nivel de *outputs*, en otras palabras, dado un nivel

de *inputs* se trata de maximizar los *outputs*, es decir, una *DMU* no puede ser categorizada como eficiente si es posible incrementar cualquier *output* sin incrementar algún *input* o disminuir otro *output*.

2. La minimización de las entradas (*Min inputs*), manifiesta que con un menor nivel de *inputs* (se fijan los *outputs*) se puede alcanzar un mayor nivel de *outputs*, en otras palabras, se trata de mantener los *outputs* en la frontera de eficiencia y lograr la máxima reducción del nivel de *inputs* (sin afectar el nivel de *outputs*), es decir, una *DMU* no será eficiente si es posible disminuir cualquier *input* sin alterar cualquiera de los *outputs*, es decir, sus valores más bajos conducen a un mayor rendimiento de la *DMU*.

### 2.3.7. Tipos de modelos y fronteras

Desde el modelo original *CCR* de *rendimientos de escala constantes* propuesto por Charnes, Cooper & Rodes (1978), se han desarrollado varias extensiones teóricas, basadas en este modelo primal como son: el modelo *BCC* propuesto por Banker, Charnes, & Cooper, (1984) quienes promovieron una variación del modelo primal pero orientado a *rendimientos de escala variables (VRS)*, el que puede derivarse del modelo primal al agregar la *restricción de convexidad*,  $e^T \lambda = 1$ . Además, los *rendimientos no decrecientes (NDRS)* o *no crecientes a escala (NIRS)* se pueden considerar agregando,  $e^T \lambda < 1$  o  $e^T \lambda > 1$  respectivamente; además estos modelos pueden ser orientados a minimizar las entradas (*min Input*) o a maximizar las salidas (*max Output*), como se resume en la *Tabla 5: Modelos DEA fundamentales* y se muestran en la *Ilustración 3: Modelo DEA CRS; VRS; IRS/NDRS; DRS/NIRS*.



**Tabla 5:** Modelos *DEA* fundamentales

	<b>Modelos DEA fundamentales orientados a las entradas</b> <i>Min Input</i>		<b>Modelos DEA fundamentales orientados a las salidas</b> <i>Max Output</i>
min	$z = \theta - \varepsilon \left( \sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{k=1}^r s_k^+ \right)$	max	$g = \phi + \varepsilon \left( \sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{k=1}^r s_k^+ \right)$
st	$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta x_{iq}$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{kj} - s_k^+ = y_{kq}$ $\lambda_j \geq 0, s_k^+ \geq 0, s_i^- \geq 0$	st	$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = x_{iq}$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{kj} - s_k^+ = \phi y_{kq}$ $\lambda_j \geq 0, s_k^+ \geq 0, s_i^- \geq 0$
CRS	$\sum_{j=1}^n \lambda_j - \text{free}$	CRS	$\sum_{j=1}^n \lambda_j - \text{free}$
VRS	$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$	VRS	$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$
NDRS	$\sum_{j=1}^n \lambda_j < 1$	NDRS	$\sum_{j=1}^n \lambda_j < 1$
NIRS	$\sum_{j=1}^n \lambda_j > 1$	NIRS	$\sum_{j=1}^n \lambda_j > 1$

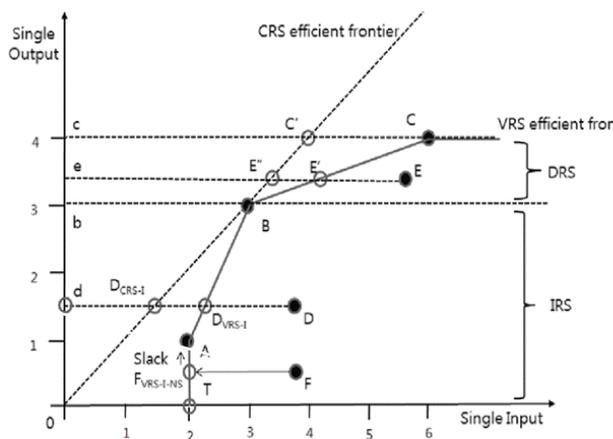
**Nota:** (Jablonský, 2008)

En la tabla anterior, se han planteado los principales modelos del *DEA* que son los siguientes:

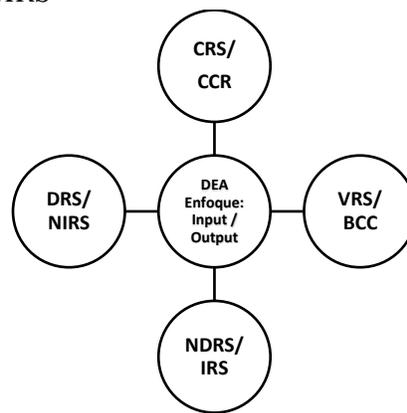
1. Modelo de *Rendimientos de Escala Constantes (CRS)* - (*CCR* por las siglas de sus autores Charnes, Cooper & Rhodes), supone la existencia de rendimientos de escala constantes *CRS* (sus siglas en inglés), tanto en su enfoque *output* como *input*.

2. Modelo de *Rendimientos de Escala Variables (VRS)* – (BCC por las siglas de sus autores Banker, Charnes & Cooper), supone la existencia de rendimientos de escala variables (VRS sus siglas en inglés), tanto en su enfoque *output* como *input*.
3. Modelo de *Rendimientos Crecientes a Escala (IRS)* o *Rendimientos No Decrecientes a Escala (NDRS)* se considera  $L=1, U=\infty$  agregando la restricción  $e^T\lambda \geq 1$ , es decir, que no se puede reducir la escala de una *DMU*, pero es posible expandirla al infinito.
4. Modelo de *Rendimientos Decrecientes a Escala (DRS)* o *No Crecientes a Escala (NIRS)* se considera  $L=1, U=0$  agregando la restricción  $0 \leq e^T\lambda \leq 1$ , es decir, este modelo pone énfasis en *DMUs* más grandes donde los retornos a la escala están disminuyendo.

**Ilustración 3:** Modelo *DEA CRS; VRS; IRS/ NDRS; DRS/NIRS*



**Nota:** (Jablonský, 2008)



Existen numerosas variaciones y extensiones a los modelos *DEA* primales, entre las principales podemos citar: el modelo *Multiplicativo*, en que los datos se transforman usando una estructura

logarítmica (Charnes, Cooper, & Rhodes, 1981); los modelos *Aditivos* (*SBM - Slack Based Measure* por sus siglas en inglés) miden la eficiencia solo por medio de variables de holgura como es el caso del modelo de *Variación Aditiva* de Banker et al., (1984); los modelos con *Entradas/Salidas Incontrolables*; los modelos con *Entradas/Salidas Indeseables*; los modelos de *Súper-Eficiencia*, entre muchos otros. De estos, los modelos que permiten dilucidar los casos cuando el número de *DMUs* eficientes es relativamente alto, son los modelos de *Súper-Eficiencia*, que permiten clasificar las unidades eficientes de una forma adecuada.

### **2.3.8. Aplicación computacional**

La aplicación computacional de los modelos *DEA*, suele ser más eficiente trabajarla con la formulación dual, como se presenta en la **Tabla 6: DEA Modelos y su tratamiento computacional**. Por otro lado, la decisión de que modelo usar depende de diversos factores y muchas veces se pueden combinar varios modelos. En este sentido, de acuerdo con Pino-Mejías et al., (2010), un método para averiguar si es mejor usar uno u otro, es dibujar los gráficos de dispersión de los pares formados al elegir una variable de entrada y otra de salida; si se observa que los puntos frontera se ajustan a una función lineal, es aconsejable utilizar el modelo *CCR*.

**Tabla 6: DEA Modelos y su tratamiento computacional**

Modelo Primal CRS/CCR	Modelo Dual CRS/CCR para tratamiento computacional
$PTF_{DMU} = \max h_0 = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{i0}}$ <p style="text-align: right;"><i>Sujeto a:</i></p> $\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1; \quad j = 1, \dots, n;$ $u_r, v_i \geq 0; \quad r = 1, \dots, s; \quad i = 1, \dots, m.$	$PTF_{DMU} = \min U_q = \theta - \varepsilon \left( \sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{k=1}^r s_k^+ \right)$ <p style="text-align: right;"><i>Sujeto a:</i></p> $\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta x_{iq}, \quad i = 1, 2, \dots, m$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{kj} - s_k^+ = y_{kq}, \quad k = 1, 2, \dots, r$ $\lambda_j \geq 0, s_k^+ \geq 0, s_i^- \geq 0$ <p><i>donde</i></p> $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n), \quad \lambda \geq 0$ <p><math>\lambda</math>, es el vector de pesos asignadas a las <i>DMUs</i> evaluadas. <math>s_k^+</math> y <math>s_i^-</math>, son vectores de holguras positivas y negativas en las restricciones de entrada y salida, <math>\varepsilon</math>, es una constante infinitesimal y, <math>\theta</math>, es una variable escalar que expresa la tasa de reducción de las entradas para llegar a la frontera eficiente. La unidad, <math>U_q</math> es eficiente si se cumplen las dos condiciones siguientes: 1) El valor óptimo de la variable, <math>\theta^*</math> es igual a 1. 2) Los valores óptimos de todas las holguras, <math>s^+</math> y <math>s^-</math> son iguales a 0.</p>
Modelos Duales Orientados al Input	Modelos Duales Orientados al Output
$\min z = \theta - \varepsilon \left( \sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{k=1}^r s_k^+ \right)$ <p style="text-align: right;"><i>Sujeto a:</i></p> $\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta x_{iq}, \quad i = 1, 2, \dots, m$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{kj} - s_k^+ = y_{kq}, \quad k = 1, 2, \dots, r$ $\lambda_j \geq 0, s_k^+ \geq 0, s_i^- \geq 0$ <p><i>donde:</i></p> $\sum_{j=1}^n \lambda_j - \text{libre}$	$\max g = \phi + \varepsilon \left( \sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{k=1}^r s_k^+ \right)$ <p style="text-align: right;"><i>Sujeto a:</i></p> $\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = x_{iq}, \quad i = 1, 2, \dots, m$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{kj} - s_k^+ = \phi y_{kq}, \quad k = 1, 2, \dots, r$ $\lambda_j \geq 0, s_k^+ \geq 0, s_i^- \geq 0$ <p><i>donde:</i></p> $\sum_{j=1}^n \lambda_j - \text{libre}$
<b>donde:</b>	<b>VRS/BCC</b>
	$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$
<b>donde:</b>	<b>NDRS/IRS</b>
	$\sum_{j=1}^n \lambda_j < 1$
<b>donde:</b>	<b>DRS/NIRS</b>
	$\sum_{j=1}^n \lambda_j > 1$

**Nota:** Basado en (Jablonský, 2008)

Además de la información sobre el nivel de eficiencia (puntuación de eficiencia  $\theta^*$ ), los modelos *DEA* calculan las entradas y salidas de las llamadas *Unidades Virtuales*; sobre ello de acuerdo con Jablonský, (2008), esta unidad se encuentra siempre en la frontera eficiente y expresa cómo mejorar las *entradas/salidas* de la unidad evaluada para llegar a la *frontera eficiente*; en cambio, las *unidades virtuales* correspondientes a las unidades identificadas como eficientes por un modelo *DEA* son idénticas porque las *unidades eficientes* se encuentran en la frontera. Las *unidades virtuales* correspondientes a *unidades no eficientes* se pueden expresar en el caso del *Modelo Primal CRS/CCR orientado al input* de la *Tabla 6* de la siguiente manera (ver *Ecuación 15: Unidades virtuales correspondientes a unidades no eficientes*):

$$\begin{aligned}
 x'_{iq} &= \theta^* x_{iq} - s_i^-, & i &= 1, 2, \dots, m \\
 y'_{kq} &= y_{kq} + s_k^+, & k &= 1, 2, \dots, r
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

Las variables  $s^+$ ,  $s^-$  son exactamente las variables de holgura que expresan la diferencia entre las *entradas/salidas* virtuales y las *entradas/salidas* apropiadas de la unidad  $U_q$ . Así mismo, se conocen básicamente dos tipos de fronteras en el análisis *DEA*, que son: *frontera de rendimientos variables de escala* (*VRS - Variable Returns to Scale*, sus siglas en inglés) y *frontera de rendimientos constantes a escala* (*CRS - Constant Returns to Scale*, sus siglas en inglés), como ya se las había mencionado en los párrafos precedentes. Es así, que de acuerdo con Coelli et al., (2003), para medir la *eficiencia técnica* (*ET*), es necesario establecer una *frontera de rendimientos variables de escala* (*VRS*), la cual está determinada por las *DMUs* de mayor eficiencia productiva. Esta *frontera VRS* se construye de manera

que las empresas pequeñas puedan ser comparadas con empresas pequeñas y las grandes con empresas grandes. De la misma forma, para medir la *eficiencia de escala (EE)*, como lo expresa (Coelli et al., 2003), debemos construir una *frontera de rendimientos constantes a escala (CRS)*. Ésta es una frontera que permite que las empresas de cualquier tamaño sean comparadas entre sí, es decir, las empresas pequeñas pueden ser comparadas con las grandes y viceversa.

Después de una revisión sucinta de la teoría y conceptos base sobre los que se apoya el presente estudio, es importante recalcar como se ha descrito anteriormente que el *DEA* es un método no paramétrico que se convierte en una alternativa para valorar la productividad de cualquier proceso o sistema, y por tanto es aplicable al objeto de nuestro estudio; los modelos, enfoques y procedimientos que se han aplicado para el estudio se especifican a detalle durante el capítulo III.

## CAPÍTULO III: Método de Investigación

En este capítulo se presenta la metodología seguida con el fin de alcanzar los objetivos planteados y responder la pregunta de investigación. Se detalla el contexto en el que se desarrolla el estudio, para luego abordar el desarrollo de la investigación, en el cual se detalla cómo se ha conceptualizado la investigación (su diseño), es decir, bajo que paradigma, tipo y nivel se encuentra enmarcada, además, se describe el procedimiento a seguir con sus respectivas fases. También, se identifican y seleccionan las variables tanto de entrada como de salida, se presentan sus definiciones constitutivas y operacionales. Se justifica la población seleccionada. Finalmente, se detalla el método, las técnicas y el procedimiento que se emplearán para el análisis de resultados junto con las consideraciones éticas presentes en el estudio.

### 3.1. Contexto

Los organismos de control de la educación superior en el Ecuador establecen cohortes anuales para el análisis de la información consignada por las instituciones, por esta razón, para el presente estudio se definió como marco temporal el período comprendido entre el 01 de enero de 2017 al 31 de diciembre de 2019.

La universidad pública se considera para el presente estudio como la unidad de análisis o *DMU*, en este contexto, el Ecuador dispone de 30 universidades públicas repartidas en varias provincias del país. De acuerdo, al *Plan Nacional de Desarrollo 2017-2021 Toda una Vida* (SENPLADES, 2017, 2020), el Ecuador se encuentra dividido en 9 zonas de planificación y desarrollo que agrupa a varias provincias, de acuerdo a una proximidad geográfica, cultural y económica, las mismas que pretenden integrar de una forma balanceada de acuerdo a los niveles de desarrollo económico a todas las 24 provincias: Azuay, Bolívar, Cañar, Carchi, Chimborazo, Cotopaxi, El Oro , Esmeraldas, Galápagos, Guayas, Imbabura, Loja, Los Ríos, Manabí, Morona Santiago, Napo, Orellana, Pastaza, Pichincha, Santa Elena, Santo Domingo de los Tsáchilas, Sucumbíos, Tungurahua, Zamora Chinchipe.

Dado este contexto, se aplicó el muestreo estratificado, de acuerdo a las zonas de planificación del Plan Nacional de Desarrollo, y luego, mediante un muestreo aleatorio simple, siendo las universidades públicas seleccionadas como *DMUs* para el estudio: Universidad Politécnica Estatal del Carchi (*UPEC*), Universidad Yachay Tech (*YACHAY*), Universidad de las Fuerzas Armadas (*ESPE*), Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (*ESPOCH*), Universidad Técnica de Ambato (*UTA*), Escuela Superior Politécnica Agropecuaria de Manabí Manuel Félix López (*ESPAM*), Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí (*ULEAM*), Universidad Estatal de Bolívar (*UEB*), Universidad Estatal Península de Santa Elena (*UPSE*), Universidad de Cuenca (*UCUENCA*), Universidad Nacional de Loja (UNL), Escuela Superior Politécnica del Litoral (*ESPOL*), Universidad de Guayaquil (*UG*), Universidad Central del Ecuador (*UCE*).

Con respecto, a las universidades privadas de referencia (*DMUs de referencia*) se seleccionó a las tres universidades privadas con mejor *ranking* de producción científica durante el primer periodo evaluado de acuerdo con el listado que genera la clasificación de las instituciones de educación superior en Iberoamérica.

### 3.2. Metodología

El presente estudio es abordado bajo el *enfoque cuantitativo*, ya que se pretende estudiar y medir el comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas del Ecuador.

Bajo las consideraciones establecidas en el párrafo anterior, en el presente trabajo se aplicó el *método de programación lineal no paramétrico de análisis envolvente de datos (DEA)* para establecer el comportamiento de la productividad científica en las universidades públicas del Ecuador seleccionadas. Para llevar a cabo el proceso investigativo se planteó 4 fases considerando lo expuesto y analizando las distintas propuestas de varios autores (Castillo et al., 2015; Coelli et al., 2003; W. W. Cooper, Seiford, & Tone, 2007a; Golany & Roll, 1989; Moreira Pessanha et al., 2013; Pino-Mejías et al., 2010; Villa Caro, 2003), cada una con sus procesos y subprocesos, como se muestra en la *Ilustración 4: Metodología y fases del estudio*.

#### **Ilustración 4:** Metodología y fases del estudio

### Preparación del estudio

- Definición del alcance de aplicación del DEA
- Identificación y selección de las DMUs

### Obtención y tratamiento de datos

- Análisis, selección y definición de las variables de entrada y salida
- Recolección de datos para las variables
- Análisis, adecuación y limpieza de datos

### Aplicación del DEA

- Selección de enfoque
- Selección del modelo
- Tratamiento computacional del modelo
- Aplicación del modelo
- Análisis de los Resultados DEA

### Análisis complementarios

En la primera fase de *preparación del estudio*, además de establecer los objetivos y plantear las hipótesis, se realizó la identificación y selección de las *DMUs*. La segunda fase *obtención y tratamiento de datos*, se enfocó en un análisis profundo de los factores que intervienen en la productividad científica de las universidades públicas ecuatorianas, con el fin de definir de las variables de entrada y salida que se usarán en la construcción de los diferentes modelos. Una vez, definidas las variables a considerar en los modelos, se procedió con la recolección de datos. Con la información recolectada, se llevó a cabo el análisis, adecuación y limpieza de datos previo al tratamiento de estos. En la tercera fase *aplicación del DEA*, se aplicó el *DEA* a las *DMUs* seleccionadas, aplicando el modelo orientado a las salidas. En la cuarta fase *análisis complementarios*, con la finalidad de realizar un análisis comparativo versus los modelos generados aplicando el método de *Análisis Envolvente de Datos (DEA)*, se generó dos modelos adicionales con base a los datos obtenidos en las variables de las universidades seleccionadas: un modelo de *ranking de producción sumativo* y un modelo de *ranking de productividad sumativo*, es decir, el carácter sumativo de los valores obtenidos en las distintas variables consideradas, los cuales servirán como referencia para el análisis complementario, además, se complementó con un *análisis estadístico* general, con el fin de entender las variables y su comportamiento.

A continuación, se describirá cada una de estas fases y su aplicación al presente estudio:

### 3.3. Fase 1: Preparación del Estudio

#### 3.3.1. Definición del alcance de aplicación del *DEA*

Como se había definido anteriormente, el *DEA* es un conjunto de conceptos, métodos y técnicas que permiten la medición de la eficiencia productiva de las *Unidades de Toma de Decisiones* o *Decision Making Units (DMU)*, utilizando métodos no paramétricos, por tanto, la aplicación del *DEA* conlleva un proceso integral, que va desde la identificación y selección de las *DMUs*, sus insumos y productos, hasta la selección del enfoque, modelo o modelos a aplicar, para su posterior análisis e interpretación, así como ajustes de ser necesarios; proceso que normalmente es soportado por herramientas computacionales genéricas o específicas para su tratamiento. En la aplicación de métodos no paramétricos como el *DEA*, a priori no se requieren establecer hipótesis, ya que no se requieren plantear inferencias sobre los datos de la población, en otras palabras, no se hacen suposiciones acerca de la distribución de la población de donde procede la muestra, en resumen, todos los aspectos que conlleva la aplicación del *DEA* deben ser considerados durante la fase de preparación del estudio.

### 3.3.2. Identificación y selección de las *DMUs*

Una de las etapas iniciales de todo estudio *DEA* es la *identificación y selección de las DMUs*, inicialmente se debe identificar las posibles *DMUs* que van a ser objeto de estudio, y si es necesario aplicar el método más apropiado para seleccionar un grupo o muestra de las mismas que sea representativa.

En el Ecuador, la Secretaría Nacional de Planificación y Desarrollo (*SENPLADES*), conformó 9 zonas de planificación y desarrollo nacional; equilibradas en población, situación geográfica, integración cultural, económica y perspectivas de desarrollo. El estudio se llevó a cabo tomando una muestra representativa de las 30 universidades públicas ecuatorianas (ver *Tabla 7: Listado de Universidades Públicas del Ecuador - 2020*), por cada una de las 9 zonas de planificación.

**Tabla 7:** Listado de Universidades Públicas del Ecuador - 2020

No.	Universidades Públicas (Siglas)	Ciudad
1	Escuela Politécnica Nacional (EPN)	Quito
2	Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL)	Guayaquil
3	Universidad de Cuenca (UCUENCA)	Cuenca
4	Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE)	Sangolquí
5	Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH)	Riobamba
6	Universidad Central del Ecuador (UCE)	Quito
7	Universidad de Guayaquil (UG)	Guayaquil
8	Universidad Estatal Amazónica (UEA)	Puyo
9	Universidad Estatal de Milagro (UNEMI)	Milagro
10	Universidad Nacional de Loja (UNL)	Loja
11	Universidad Politécnica Estatal del Carchi (UPEC)	Tulcán
12	Universidad Técnica de Ambato (UTA)	Ambato
13	Universidad Técnica de Machala (UTMACH)	Machala
14	Universidad Técnica de Manabí (UTM)	Portoviejo
15	Universidad Técnica del Norte (UTN)	Ibarra
16	Universidad Técnica Estatal de Quevedo (UTEQ)	Quevedo
17	Escuela Superior Politécnica Agropecuaria de Manabí (ESPAM)	Calceta
18	Universidad Estatal de Bolívar (UEB)	Guaranda
19	Universidad Estatal del Sur de Manabí (UNESUM)	Jipijapa
20	Universidad Estatal Península de Santa Elena (UPSE)	La Libertad
21	Universidad Nacional de Chimborazo (UNACH)	Riobamba
22	Universidad Técnica de Babahoyo (UTB)	Babahoyo
23	Universidad Técnica de Cotopaxi (UTC)	Latacunga
24	Universidad Agraria del Ecuador (UAE)	Guayaquil
25	Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí (ULEAM)	Manta
26	Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas (UTELVT)	Esmeraldas
27	Universidad de Investigación de Tecnología Experimental (YACHAY)	Urcuquí
28	Universidad de las Artes (UARTES)	Guayaquil
29	Universidad Nacional de Educación (UNAE)	Azogues
30	Universidad Regional Amazónica (IKIAM)	Tena

**Nota:** SNNA SENESCYT, 2020

Debido a las características representativas y de distribución de las universidades públicas ecuatorianas, se aplicó el *muestreo estratificado*, que es un muestreo de tipo probabilístico, en el que se divide (*estratifica*) la población en función de alguna característica específica, como es el caso de las

*zonas de planificación* y luego, mediante un *muestreo aleatorio simple*, se toma una muestra proporcional de cada subgrupo (*estrato*) con respecto al total población (*universidades públicas*). Como (Creswell, 2012), especifica que:

Esto garantiza que la muestra incluirá las características específicas que el investigador desea que se incluyan en la muestra... El muestreo estratificado también se utiliza cuando un simple procedimiento de muestreo aleatorio daría lugar a un número menor de participantes en una categoría específica del que se necesita para un análisis estadístico riguroso. (p.144).

El procedimiento para aplicar el muestreo estratificado consiste en:

1. dividir la población en estratos
2. tomar una muestra aleatoria simple proporcional dentro de cada estrato

Se realizó un *muestreo aleatorio simple* por estrato (*zonas de planificación*) de modo que cualquier *DMU (universidad pública)* tenga la misma probabilidad de ser seleccionada y cada estrato mantenga su representatividad como se muestra en la **Tabla 8: Estratificación de las Universidades Públicas del Ecuador – 2020**, en la que se destacan las 14 universidades públicas que han sido seleccionadas para su análisis.

**Tabla 8:** Estratificación de las Universidades Públicas del Ecuador – 2020

Seleccionada	No.	Universidades Públicas (Siglas)	Estrato (Zona de Planificación)
SI	1	Universidad Politécnica Estatal del Carchi (UPEC)	1
NO	2	Universidad Técnica del Norte (UTN)	1
NO	3	Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas (UTELVT)	1
SI	4	Universidad de Investigación de Tecnología Experimental (YACHAY)	1
SI	1	Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE)	2
NO	2	Universidad Regional Amazónica (IKIAM)	2
SI	1	Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH)	3
NO	2	Universidad Estatal Amazónica (UEA)	3
SI	3	Universidad Técnica de Ambato (UTA)	3
NO	4	Universidad Nacional de Chimborazo (UNACH)	3
NO	5	Universidad Técnica de Cotopaxi (UTC)	3
NO	1	Universidad Estatal de Milagro (UNEMI)	4
NO	2	Universidad Técnica de Manabí (UTM)	4
SI	3	Escuela Superior Politécnica Agropecuaria de Manabí (ESPAM)	4
NO	4	Universidad Estatal del Sur de Manabí (UNESUM)	4
SI	5	Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí (ULEAM)	4
NO	1	Universidad Técnica Estatal de Quevedo (UTEQ)	5
SI	2	Universidad Estatal de Bolívar (UEB)	5
SI	3	Universidad Estatal Península de Santa Elena (UPSE)	5
NO	4	Universidad Técnica de Babahoyo (UTB)	5
SI	1	Universidad de Cuenca (UCUENCA)	6
NO	2	Universidad Nacional de Educación (UNAE)	6
SI	1	Universidad Nacional de Loja (UNL)	7
NO	2	Universidad Técnica de Machala (UTMACH)	7
SI	1	Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL)	8
SI	2	Universidad de Guayaquil (UG)	8
NO	3	Universidad Agraria del Ecuador (UAE)	8
NO	4	Universidad de las Artes (UARTES)	8
NO	1	Escuela Politécnica Nacional (EPN)	9
SI	2	Universidad Central del Ecuador (UCE)	9

**Nota:** SNNA SENESCYT, 2020

## 3.4. Fase 2: Obtención y tratamiento de datos

### 3.4.1. Análisis, selección y definición de las variables de entrada y salida

#### 3.4.1.1. Análisis de las variables de entrada y salida

Se enfoca en la identificación de los insumos y productos (*entradas/salidas*), para lo cual es necesario realizar un estudio fundamentado que identifique de forma razonada los factores que intervienen en el proceso productivo, así como, los criterios de medición de estos. Conocer bien las *DMUs*, sus características, factores, procesos es de suma importancia para identificar y seleccionar adecuadamente las *entradas/salidas (inputs/outputs)* que van a ser los parámetros del modelo y conformar un vector de información de cada unidad a ser evaluada. En algunos casos, se presentará dificultades para medir las variables identificadas, por lo que se debe buscar métodos y técnicas que permitan obtener la medida deseada, y que esta sea válida y fiable. Además, se puede requerir que los datos recolectados o medidos deban ser tratados con el fin de estandarizarlos u obtener información relevante que pueda ser procesada a través de la aplicación del modelo seleccionado.

Con base con varios estudios sobre la temática (Golany & Roll, 1989; Merchán Hernández, 2010; Pino-Mejías et al., 2010; Sancho, 2001a; entre otros), y con especial énfasis en las recomendaciones dadas por la OCDE (OCDE, 2002; OECD, 2015) en el *Manual de Frascati* y en los modelos de Evaluación Institucional de Universidades y Escuelas Politécnicas para el aseguramiento de la calidad de la educación superior en Ecuador (CEAACES, 2016); se levantaron las siguientes

variables de entrada para su análisis: Número de Docentes con Ph.D., Número de Docentes con Maestría, Número de otros Docentes, Presupuesto ejecutado en *I+D*; y de salida: Número de patentes, Número de Publicaciones en *SCOPUS*, Total otros proyectos de *I+D*.

Con el fin de validar las variables identificadas en primera instancia, se procedió verificar la existencia de información relevante en tres etapas: En la primera etapa, se procedió a realizar una búsqueda en los *sitios webs* de las universidades seleccionadas; los resultados obtenidos fueron la poca o casi nula existencia de información, peor aún información al nivel del detalle de las posibles variables identificadas. La poca información disponible en algunos informes de gestión hace referencia al *presupuesto general ejecutado*, a porcentajes de inversión realizada a nivel general, especialmente a nivel de infraestructura, *número de la planta docente* y administrativa.

En la segunda etapa, se realizó una búsqueda en la base de datos *SCOPUS*; se aplicó las consultas pertinentes para cada universidad respecto a las posibles variables identificadas en la revisión bibliográfica. Las consultas y sintaxis relacionadas se muestran en la **Tabla 9: Sintaxis de las principales consultas utilizadas en la base SCOPUS**. De esta etapa, se desprende que existe información respecto a los artículos indexados en la base de datos *SCOPUS*, nombre de las entidades que han patrocinado los trabajos de investigación, filiación de los investigadores y patentes. Sin embargo, en el caso ecuatoriano durante el marco temporal de la investigación el *número de patentes* es escaso para todo el país; este número se reduce si consideramos solo universidades y a 0 si se considera

solo a las universidades públicas. Por tanto, la variable *número de patentes* identificada inicialmente no es relevante para el caso ecuatoriano y ni para el objeto de la investigación.

**Tabla 9:** Sintaxis de las principales consultas utilizadas en la base *SCOPUS*

Consulta	Condiciones /adicionales/opciones
Consulta para artículos publicados por año	(AFFILORG(Ecuador) AND ( LIMIT-TO ( DOCTYPE,"ar" ) ) AND ( LIMIT-TO ( AF-ID,"Universidad" ID ) ) AND FUND-SPONSOR("SENESCYT"))
Consulta para artículos publicados por año y afiliación	(AFFILORG(Ecuador) AND ( LIMIT-TO ( DOCTYPE,"ar" ) ) AND ( LIMIT-TO ( AF-ID,"Universidad" ID ) ) )
Consulta Patentes 2017 a 2019	( AFFILORG ( ecuador ) ) AND ( ( PUBYEAR = 2018 OR PUBYEAR = 2017 OR PUBYEAR = 2019 ) ) Subtab Patentes
Condicional por <i>funding sponsor</i>	AND FUND-SPONSOR ( " <i>Institución</i> " )
Condicional por año específico	AND ( LIMIT-TO ( PUBYEAR , <i>año</i> )
Condicional por rango de tiempo	AND ( ( PUBYEAR = <i>año1</i> OR PUBYEAR = <i>año2</i> OR PUBYEAR = <i>año3</i> OR PUBYEAR = <i>año</i> ) )

En la tercera etapa, se puede concluir que la sistematización de los datos es escasa y aún más la generación de acervos de información es casi inexistente, como es el caso del número de proyectos de *I+D*, en la que en varios casos se considera trabajos de graduación de cualquier tipo. Otro problema que se pudo identificar es la falta de consistencia en la información que se maneja a nivel departamental con respecto a la disponible en bases de datos internacionales como *SCOPUS*, informes de la misma institución o en organismos de control gubernamental. Para efecto del presente estudio, se tomó el número de publicaciones en *SCOPUS* presentadas en *SCIMAGO/ISI: SCIMAGO/ISI Web of Knowledge* como indicador de la producción científica; como se menciona en (CEAACES, 2016) organismo de acreditación y aseguramiento de la calidad gubernamental:

Para efectos de la evaluación, la investigación científica está constituida por las publicaciones académicas y científicas publicadas en revistas que forman parte de las bases de datos *SCIMAGO* o *ISI Web of Knowledge* y la valoración de las mismas considera el índice *SJR* de la revista en la que ha sido publicada. (p.29).

Por otra parte, la poca información disponible respecto al *presupuesto general ejecutado en proyectos de I+D*; a pesar que las universidades deben consignar información consolidada a los organismos gubernamentales de control de la educación superior con fines de cumplimiento de leyes, normas y reglamentos, así como para los procesos de acreditación institucional y de carreras (programas académicos), dado que la información disponible en los organismos de control gubernamental presenta inconsistencias que han sido detectadas y comunicadas a las autoridades pertinentes. Por las razones expuestas anteriormente, se excluyó de las variables de entrada: Presupuesto ejecutado en *I+D*; y de las variables de salida: Número de patentes, y Total otros proyectos de *I+D*.

#### 3.4.1.2. Selección de las variables de entrada y salida

Para la presente investigación se tomó tres variables de *entrada (inputs)* y una de *salida (outputs)* como parte del proceso de producción científica que generan las universidades públicas en el Ecuador, las cuales se presentan en la **Tabla 10: Variables de entrada y salida**.

**Tabla 10:** Variables de entrada y salida

<b>FACTOR - Entradas / Inputs</b>
Número de Docentes con Ph.D.
Número de Docentes con Maestría
Número de otros Docentes
<b>FACTOR - Salidas / Outputs</b>
Número de Publicaciones SCIMAGO/ISI: SCIMAGO / ISI Web of Knowledge

A continuación, se definen las variables seleccionadas para el estudio:

### 3.4.1.3. Definición de las variables de entrada y salida

Con base en las definiciones del organismo de acreditación (CEAACES, 2016), se define: *Número de Docentes con Ph.D.*, como el número de profesores con título de *Ph.D. (Doctores)* o su equivalente. *Número de Docentes con Maestría*, como el número total de profesores con formación de maestría o especialización médica u odontológica, se extrae cada formación por docente y se verifica que tenga una formación no más allá de Máster no en curso y dicha formación haya sido verificada como tal. *Número de otros Docentes*, como el conteo de todos los docentes declarados por la *IES* en los periodos de evaluación sin tomar en cuenta si su contrato es aún vigente. En el estudio se consideró como el número total de docentes declarados por la *IES* menos los docentes con Maestría y menos los docentes con *Ph.D.*

De acuerdo con el *Manual de Frascati* (OCDE, 2002; OECD, 2015), el análisis bibliométrico utiliza los datos sobre el número de publicaciones científicas y sus autores y sobre los artículos y las

citas contenidas en los mismos (así como las citas en las patentes) para medir los resultados obtenidos por los investigadores individuales o equipos de investigación, por las instituciones y los países, identificar las redes nacionales e internacionales, y describir el desarrollo de nuevos campos (multidisciplinarios) de la ciencia y la tecnología. (García-Romero, 2000) refiere que la actividad investigadora presenta distintas facetas que dan lugar a resultados de diferente naturaleza, es así como el *Número de Publicaciones SCIMAGO/ISI*, se define como el número de artículos publicados en las bases de datos *SCIMAGO* o *ISI Web of Knowledge*.

### 3.4.2. Recolección de datos para las variables

Se procedió con la recolección de datos correspondientes a las variables seleccionadas, los datos utilizados corresponden a la última actualización de datos recuperados de *SIIE* con corte al 10 de noviembre de 2021. Con respecto, a la variable de salida se tomó la información generada por “*SIR Iber - SCImago Institutions Rankings*” para el periodo 2017-2019.

### 3.4.3. Análisis, adecuación y limpieza de datos

Con la información recolectada, se llevó a cabo el análisis, adecuación y limpieza de los datos recolectados previo al tratamiento de estos, con el fin de verificar su calidad, pertinencia y expresarlos en formatos y unidades de medida equivalentes.

Debido a que no es excesivo el número de variables de entrada y salida identificadas para llevar a cabo el presente estudio, no fue necesario aplicar ningún tipo de adecuación de la dimensionalidad de los conjuntos de variables de entrada y salida; adecuación que es importante cuando el conjunto de variables de entrada y salida es demasiado amplio para un manejo adecuado mediante el *DEA*, de ser el caso, se pueden aplicar varias técnicas con el fin de reducirlas, por ejemplo, (Pino-Mejías et al., 2010) aplicaron en su estudio el análisis factorial como técnica de reducción de la dimensionalidad a los conjuntos de variables de entrada y salida, y la regresión lineal y la correlación canónica para identificar las relaciones entre las variables de entrada y salida.

Con la finalidad de evitar el efecto no deseado de que una gran cantidad de *DMUs* alcancen la frontera de producción, el número de unidades analizadas debe cumplir con un número mínimo de *DMUs* con respecto a las variables analizadas, a lo que se denomina *adecuación*. Para la determinación de la adecuación entre el número total de variables ( $p$ , número de variables de entrada;  $q$ , número de variables de salida), y número de unidades *DMU*,  $n$ , se pueden seguir varios enfoques. Tomando como base el modelo propuesto por Golany & Roll, (1989) y otros modelos menos restrictivos como el propuesto por Emrouznejad, Parker, & Tavares, (2008) y Murias Fernández, (2005), se cotejó la adecuación entre el número total de variables ( $p,q$ ) y número de unidades *DMU*, siendo los resultados satisfactorios como se presentan en la **Tabla II: Adecuación del número de variables**, a continuación:

**Tabla 11:** Adecuación del número de variables

<b>Regla de adecuación del número de variables</b>	<b>Ecuación</b>	<b>Caso de Estudio</b>
<b>Caso Públicas</b>		
Modelo de adecuación de variables y DMUs de Golany & Roll	$n \geq 2*(p+q)$	$14 \geq 8$
Modelo de adecuación de variables y DMUs de Murias Fernández	$n \geq p*q$	$14 \geq 3$
<b>Regla de adecuación del número de variables</b>		
<b>Caso Públicas con grupo de control Privadas</b>		
Modelo de adecuación de variables y DMUs de Golany & Roll	$n \geq 2*(p+q)$	$17 \geq 8$
Modelo de adecuación de variables y DMUs de Murias Fernández	$n \geq p*q$	$17 \geq 3$

Con respecto a las consideraciones éticas en el tratamiento de la información, en todo momento se garantizará confidencialidad y tratamiento ético de la información.

### 3.5. Fase 3: Aplicación del DEA

En esta fase del estudio, continuando con la metodología establecida para el análisis *DEA*, se procedió a analizar y fundamentar la elección del enfoque pertinente:

#### 3.5.1. Selección del Enfoque

En la etapa de *selección de enfoque*, se debe elegir entre los enfoques de:

- Maximización de las *salidas (Max outputs)*, o
- Minimización de las *entradas (Min inputs)*

Considerando que los productos (*outputs*) son las publicaciones y que los insumos (*inputs*) son el presupuesto y el personal docente, y debido a la naturaleza del problema, es lógico que el enfoque de *Maximización de las Salidas (Max outputs)*, es decir, maximizar la producción con la menor cantidad de recursos, se ajusta con los objetivos planteados en el presente estudio.

### 3.5.2. Selección del Modelo

En la etapa de *selección del modelo*, es necesario definir qué modelo(s) se aplicará(n) durante el análisis *DEA*. Como se había definido anteriormente entre otros se puede optar por los modelos presentados en la **Tabla 5: Modelos DEA fundamentales**, tanto en su enfoque *output* como *input*; fundamentado en lo expuesto por Charnes et al., (1978), en el modelo **CCR** de *Rendimientos Constantes de Escala*, la relación corresponde a una función en la que la salida es máxima para todas las entradas consideradas y de idéntica forma en el caso de múltiples salidas, debido a que se trata de un problema de maximización. Con respecto al modelo de *Rendimientos Variables a Escala - VCR* afecta al análisis de eficiencia en que es menos restrictivo que bajo la hipótesis de *Rendimientos Constantes a Escala - CCR* (Norman y Stoker, 1991 citado por Silva Santiago & Ramírez de Arellano, 2006), es decir, la evaluación a través del modelo de *Rendimientos Constantes de Escala* es más exigente, por lo que en este estudio aplicaremos como modelo base el **CCR**, y se complementará para el análisis con el modelo **VCR**.

### 3.5.3. Tratamiento computacional del modelo

De la evaluación realizada a varias herramientas para la aplicación computacional del *DEA* (*OR Tools*), se optó por usar *deaR-shiny* desarrollada por *Vicente Coll-Serrano, Rafael Benítez y Vicente Bolós*, herramienta que se distribuye como *librerías para R* o bajo el modelo *Web app*, orientadas a resolver modelos *DEA*, mediante la cual se aplicó el análisis *DEA* en los modelos propuestos en el presente estudio.

### 3.5.4. Aplicación del modelo

En esta etapa, se aplicó al conjunto de datos de los periodos 2017, 2018 y 2019 los modelos *DEA* seleccionados en las etapas anteriores. En el grupo de modelos radiales orientados a la producción (salidas), se aplicaron los modelos *CCR* y *BCC* con el fin de obtener la eficiencia global y la eficiencia técnica pura, componentes que permitieron obtener la eficiencia de escala, además de establecer un *ranking* de las *DMUs* seleccionadas basado en la eficiencia global, la cual es más restrictiva. Adicionalmente, se aplicó el modelo basado en holguras *Slacks-Based Measure (SBM)*, el mismo que ha sido extensamente utilizado como el modelo *DEA* no radial más representativo.

Como se ha mencionado, de las bondades de la aplicación del *DEA*, es que las ponderaciones no están previamente predeterminadas, al contrario, estas son asignadas por el método, lo que evita cualquier sesgo en el modelo, en este contexto como ya se mencionó, se han aplicado los modelos

*CRS/CCR* y *VRS/BCC* orientados a la producción con el fin de obtener los componentes de la productividad - *Eficiencia Técnica CRS* o *Eficiencia Global* ( $ET_{CRS}$ )- a través de la puntuación de la *Eficiencia de Escala* ( $EE$ ) y de la *Eficiencia Técnica* ( $ET$ ) de cada *DMU*; es decir, como se conoce que  $ET_{CRS}=ET*EE$ , al despejar  $EE$  se obtiene  $EE=ET_{CRS} / ET$ , o lo que es lo mismo, encontrar el cociente entre  $ET_{CRS}$  (*CCR*) y  $ET$  (*BCC*).

Para el caso de la *DMU UPEC* para el año 2017, se observa que su producción fue cero, lo que resulta en un caso atípico; de acuerdo con Fried, Lovell, & Schmidt, (2008) la detección y tratamiento de valores atípicos deben ser analizados y reportados. De ser el caso, los valores atípicos pueden ser removidos del modelo para evitar alteraciones en la frontera de eficiencia y al análisis global. Otros autores como Chediak P. & Valencia A., (2008) mencionan que se debe reemplazar los valores cero por valores relativamente muy pequeños con respecto al conjunto de datos. Sin embargo, para este estudio luego de un análisis exhaustivo, los valores atípicos fueron excluidos del análisis *BCC/VRS* con el fin de evitar distorsiones en la forma de la frontera de eficiencia y afectar al análisis global; siendo excluido del análisis para el año 2017 y 2018 la *DMU UPEC*; así mismo para aplicar el análisis *CCR/CRS* se procedió reemplazando para el año 2017 el valor de *cero* por 0.1 con el fin de obtener el índice de eficiencia productiva base de este estudio.

## CAPÍTULO IV: Análisis y Discusión de Resultados

En este capítulo se presenta el análisis y discusión de los resultados obtenidos en el proceso de investigación, a través de la aplicación de las técnicas e instrumentos sobre los datos recolectados con el fin de brindar conclusiones en base a los objetivos planteados. En esta etapa el estudio se centró en el análisis e interpretación de resultados, proceso que se acompañó con la generación de gráficos explicativos y la aplicación de análisis complementarios como el *ranking* de producción y el de eficiencia global, correlaciones entre las variables de *entrada/salida (inputs/outputs)* y un análisis estadístico complementario para un mejor entendimiento de los resultados y hallazgos obtenidos. También, se realizó un estudio estadístico descriptivo de las principales variables identificadas; como se menciona en Chediak P. & Valencia A., (2008) es importante realizar una validación de la información y un análisis estadístico básico. Los resultados más relevantes se presentan a continuación:

### 4.1. Análisis de resultados

Del estudio realizado, se puede destacar que existe una correlación positiva alta para todos los periodos evaluados entre la variable de entrada *PhD* y la variable de salida *yO* (ver **Tabla 12: Correlaciones entre las variables de entrada y salida**), es decir, se puede inferir que los docentes con grado de *PhD* son los que aportan fuertemente a la producción científica de las *DMUs* públicas evaluadas; aspecto que resulta congruente con la formación y función principal de los docentes con formación de *PhD* en las *IES*.

**Tabla 12:** Correlaciones entre las variables de entrada y salida

	<i>PhD</i>	<i>Mag</i>	<i>Doc</i>	<i>yO</i>
2017 <i>yO</i>	0.8	0.3	0.4	1
2018 <i>yO</i>	0.8	0.2	0.3	1
2019 <i>yO</i>	0.7	0.3	0.3	1

Por otra parte, la composición promedio del grado académico para el periodo 2017 en las *DMUs* públicas evaluadas se encuentra conformada por un 8% de docentes con formación de *PhD*, un 65% con formación de Maestría y un 27% con otra formación menor; composición que es similar a la que se presenta en las *DMUs* privadas para el mismo periodo, siendo esta: 13% de docentes con formación de *PhD*, un 59% con formación de Maestría y un 28% con otra formación menor.

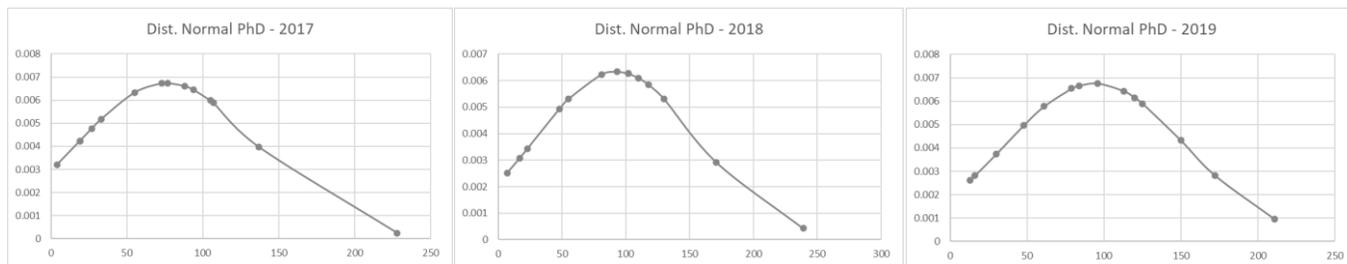
Con respecto al periodo 2018, la composición promedio del grado académico en las *DMUs* públicas se encuentra conformada por un 9% de docentes con formación de *PhD*, un 66% con formación de Maestría y un 25% con otra formación menor; composición que es similar a la que se presenta en las *DMUs* privadas para el mismo periodo, siendo esta: 12% de docentes con formación de *PhD*, un 55% con formación de Maestría y un 33% con otra formación menor.

Finalmente, para el periodo 2019 la composición promedio del grado académico en las *DMUs* públicas se encuentra conformada por un 11% de docentes con formación de *PhD*, un 66% con formación de Maestría y un 23% con otra formación menor; que de igual forma que en los anteriores periodos es similar a la que se presenta en las *DMUs* privadas para el mismo periodo, siendo esta: 14%

de docentes con formación de *PhD*, un 58% con formación de Maestría y un 28% con otra formación menor.

Para la variable (*PhD*), en promedio las *DMUs* públicas en el 2017 emplearon a 76 profesores con formación de *Ph.D.*; el menor número de *Ph.D.* en una *DMU* pública fue de 4 y el máximo de 228; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se contrataron a un total de 1066 docentes con este grado. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*PhD*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica*. A su vez, para el periodo 2018 se emplearon en promedio a 93 profesores con formación de *Ph.D.*, es decir, hubo un incremento promedio del 22%; el menor número de *Ph.D.* en una *DMU* pública fue de 7 y el mayor de 239; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se contrataron a un total de 1296 docentes con este grado. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*PhD*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica*. Así mismo, para el periodo 2019 se emplearon en promedio a 94 profesores con formación de *Ph.D.*, es decir, hubo un incremento promedio del 1%; el menor número de *Ph.D.* en una *DMU* pública fue de 13 y el mayor de 211; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se contrataron a un total de 1318 docentes con este grado. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*PhD*) se encuentra dispersa, es asimétrica por la derecha y *platicúrtica* (ver **Ilustración 5: Variable *PhD*. Dist. Normal 2017-2018-2019**).

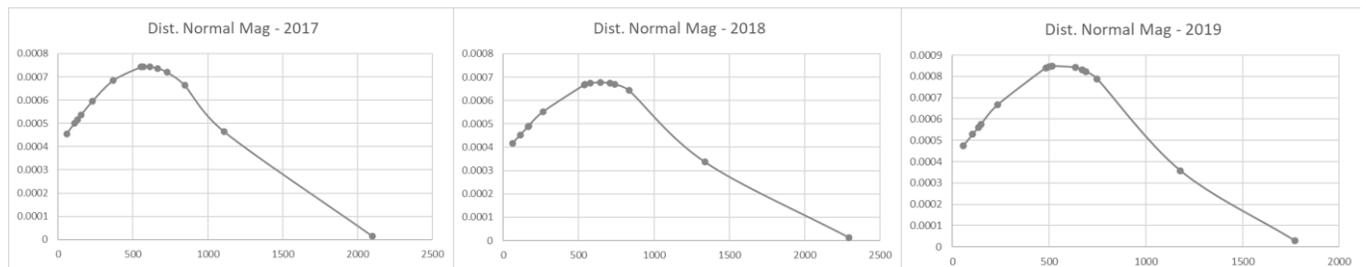
**Ilustración 5:** Variable *PhD*. Dist. Normal 2017-2018-2019



Para la variable (*Mag*), en promedio las *DMUs* públicas en el 2017 emplearon a 588 profesores con formación de *Magister*; el menor número de *Magister* en una *DMU* pública fue de 57 y el máximo de 2100; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se contrataron a un total de 8231 docentes con este grado. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*Mag*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica*. A su vez, para el periodo 2018 se emplearon en promedio a 642 profesores con formación de *Magister*, es decir, hubo un incremento promedio del 9%; el menor número de *Magister* en una *DMU* pública fue de 61 y el mayor de 2292; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se contrataron a un total de 8987 docentes con este grado. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*Mag*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica*. Así mismo, para el periodo 2019 se emplearon en promedio a 562 profesores con formación de *Magister*, es decir, hubo un decrecimiento promedio del 13%; el menor número de *Magister* en una *DMU* pública fue de 57 y el mayor de 1770; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se contrataron a un total de 7873 docentes con este grado. Con respecto a las medidas de

dispersión y de forma, la variable (*Mag*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica* (ver **Ilustración 6: Variable Mag. Dist. Normal 2017-2018-2019**).

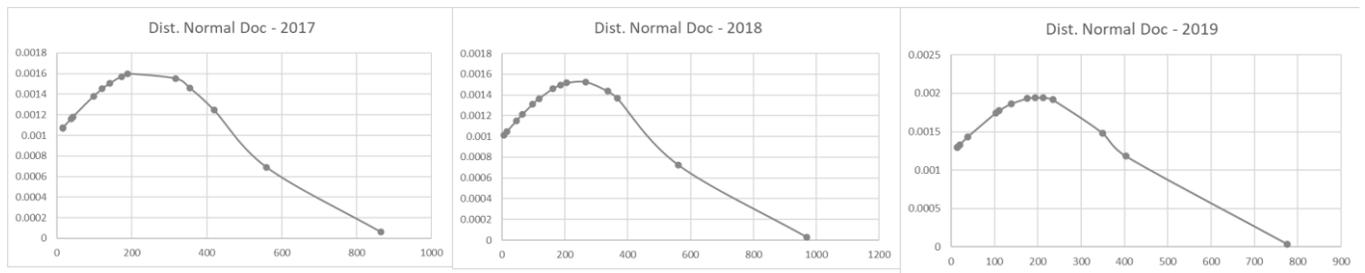
**Ilustración 6: Variable Mag. Dist. Normal 2017-2018-2019**



Para la variable (*Doc*), en promedio las *DMUs* públicas en el 2017 emplearon a 239 profesores con formación menor a *Magister*; el menor número para esta variable en una *DMU* pública fue de 15 y el máximo de 865; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se contrataron a un total de 3348 docentes. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*Doc*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica*. A su vez, para el periodo 2018 se emplearon en promedio a 243 profesores, es decir, hubo un incremento promedio del 2%; el menor número en una *DMU* pública fue de 5 y el mayor de 969; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se contrataron a un total de 3398 docentes con este grado. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*Doc*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica*. Así mismo, para el periodo 2019 se emplearon en promedio a 199 profesores, es decir, hubo un decrecimiento promedio del 18%; el menor número en una *DMU* pública fue de 14 y el mayor de 775; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se

contrataron a un total de 2783 docentes con este grado. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*Doc*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica* (ver **Ilustración 7: Variable *Doc*. Dist. Normal 2017-2018-2019**).

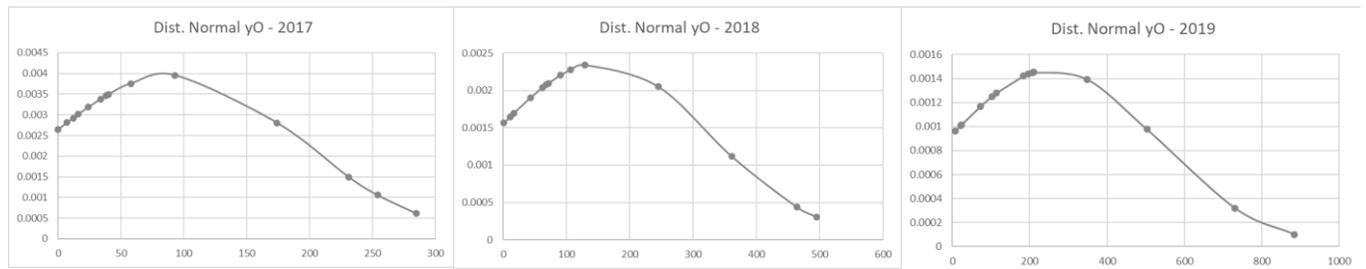
**Ilustración 7: Variable *Doc*. Dist. Normal 2017-2018-2019**



Para la variable de salida *Número de Publicaciones SCIMAGO/ISI (yO)*, en promedio las *DMUs* públicas en el 2017 produjeron 90 publicaciones; el menor número en una *DMU* pública fue de 0 y el mayor de 285; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se generó a un total de 1266 publicaciones. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*yO*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *platicúrtica*. A su vez, para el periodo 2018 en promedio las *DMUs* públicas produjeron 155 publicaciones, es decir, hubo un incremento promedio del 72%; el menor número en una *DMU* pública fue de 1 y el mayor de 495; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se generó a un total de 2163 publicaciones. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*yO*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica*. Así mismo, para el periodo 2019 en promedio las *DMUs* públicas produjeron 257 publicaciones, es decir, hubo un incremento

promedio del 66%; el menor número en una *DMU* pública fue de 8 y el mayor de 884; entre las 14 *IES* seleccionadas para el estudio se generó a un total de 3602 publicaciones. Con respecto a las medidas de dispersión y de forma, la variable (*yO*) se encuentra dispersa, es asimétrica positiva y *leptocúrtica* (ver **Ilustración 8: Variable *yO*. Dist. Normal 2017-2018-2019**).

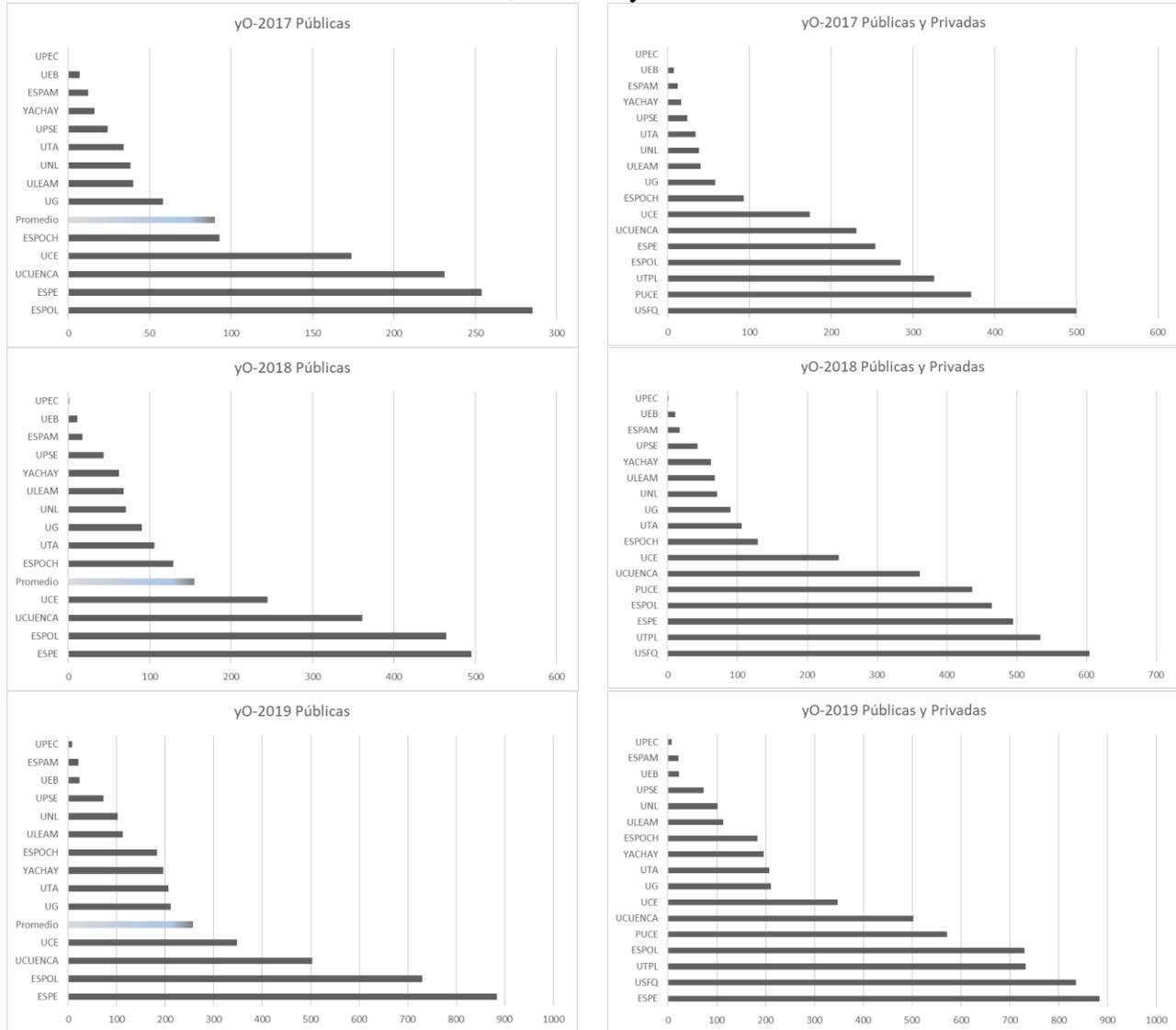
**Ilustración 8:** Variable *yO*. Dist. Normal 2017-2018-2019



## **Análisis del Comportamiento de la Producción Científica de las Universidades**

Si se analiza la producción científica (*yO*) tanto de las *DMUs* públicas como de las *DMUs* privadas de referencia, se puede observar el siguiente comportamiento (ver **Ilustración 9: Producción *DMUs* Públicas; Públicas y Privadas de Referencia**):

**Ilustración 9:** Producción *DMUs* Públicas; Públicas y Privadas de Referencia



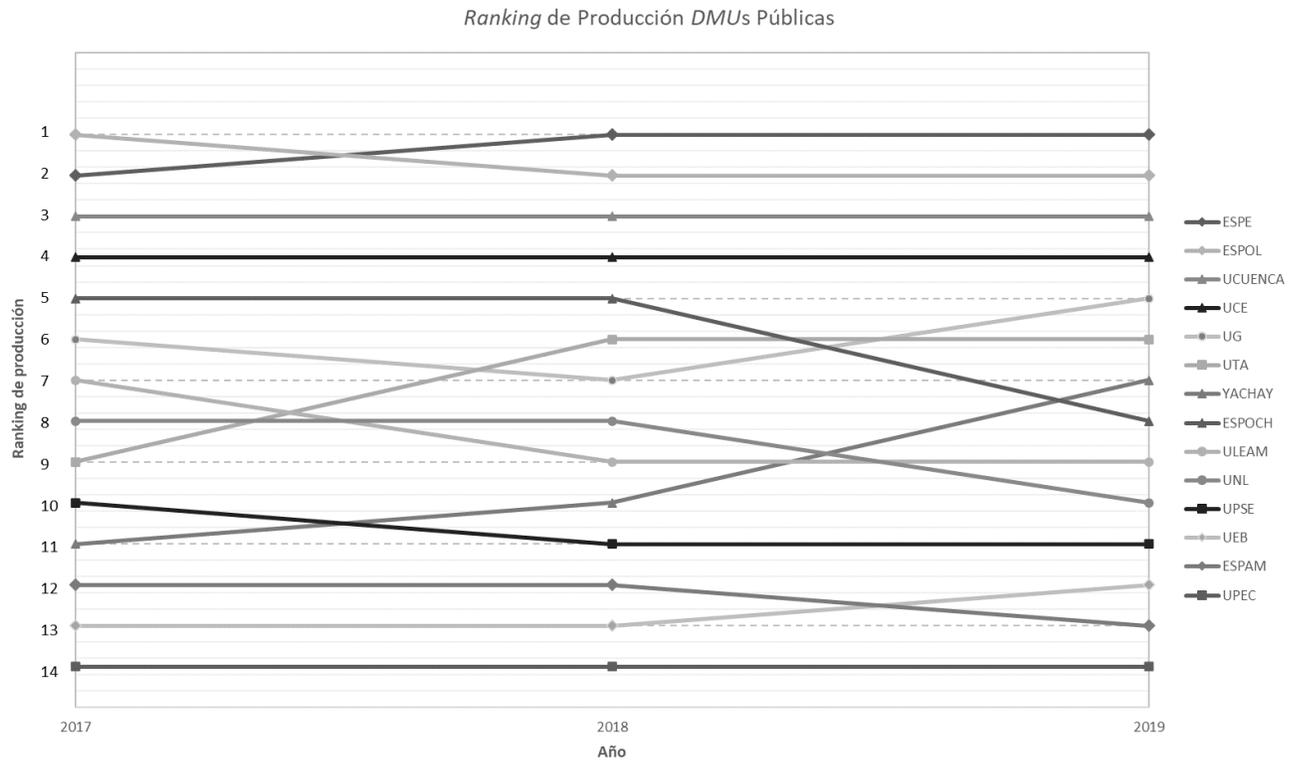
Ahora si comparamos, la producción de artículos científicos (*yO*) solo entre las *DMUs* públicas, se puede advertir que además de un incremento sostenido en la producción, en el 2017 solo 5 *DMUs* se encuentran sobre el promedio y para los periodos 2018-2019 son solo 4. Estas 4 *DMUs* públicas que se

han mantenido en los primeros lugares en producción científica en forma sostenida son: *ESPE*, *ESPOL*, *UCUENCA* y *UCE* (ver *Ilustración 9: Producción DMUs Públicas; Públicas y Privadas*); siendo la *UCUENCA* y la *UCE* las *DMUs* públicas que han mantenido invariable su *ranking* durante los periodos evaluados; así mismo, la *ESPE* le ha arrebatado el primer lugar en el *ranking* a la *ESPOL* a partir del periodo 2018.

De igual forma, se puede observar que 3 *DMUs* públicas son las que ocupan de forma continua los últimos lugares en el *ranking* de producción durante los periodos evaluados, siendo estas: *ESPAM*, *UEB* y *UPEC* (ver *Ilustración 9: Producción DMUs Públicas; Públicas y Privadas*). De las *DMUs* públicas que ocupan los últimos lugares en el *ranking* de producción, para el periodo 2019, la *UEB* ha desplazado un lugar a la *ESPAM*; cabe notar que la *DMU* que se ha mantenido en último lugar de forma permanente es la *UPEC* (ver *Ilustración 10: Comportamiento de la Producción Científica en las DMUs Públicas*); este comportamiento es un caso atípico, ya que en el periodo 2017 no registra producción científica (y0), para el siguiente periodo (2018) ésta apenas es de 1 unidad y finalmente para el 2019 alcanza 8 unidades.

Este comportamiento, se ha tomado en cuenta al aplicar el análisis envolvente de datos (*DEA*) bajo el modelo *BCC/VRS*, para una correcto análisis e interpretación.

**Ilustración 10:** Comportamiento de la Producción Científica en las *DMUs* Públicas



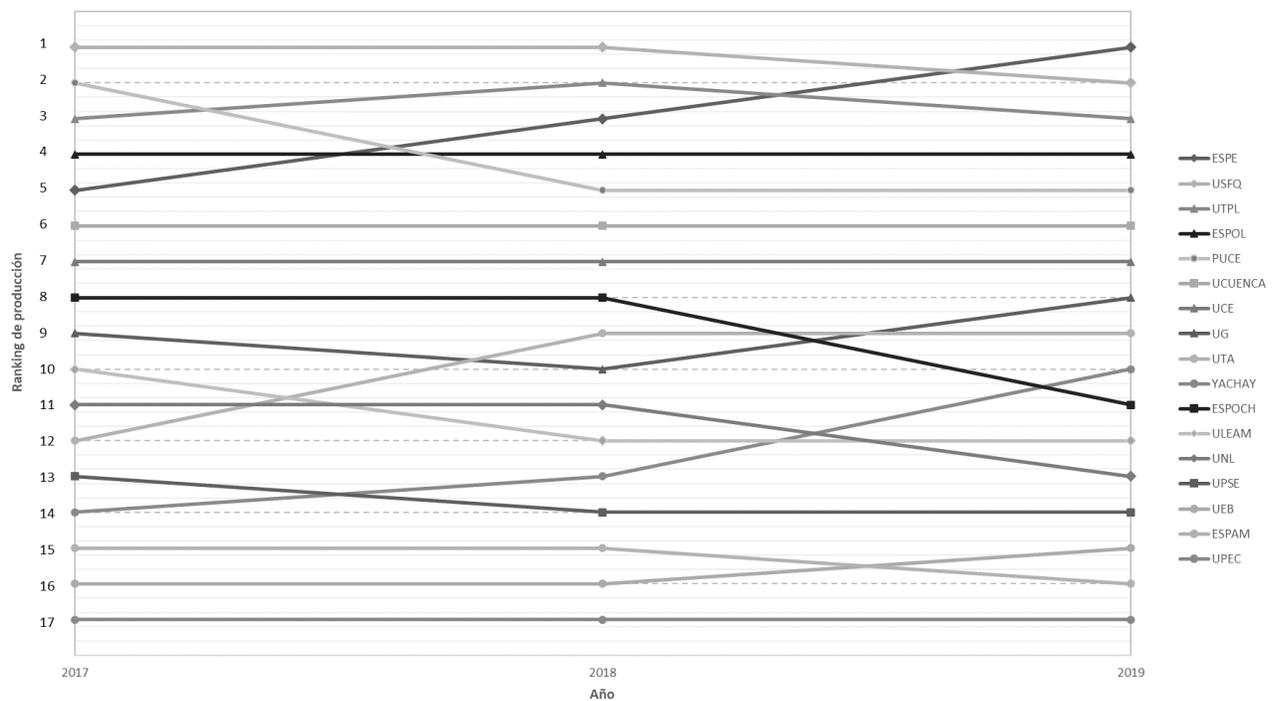
También, se puede notar que la mayor caída en el *ranking* lo sufre la *DMU ULEAM* para el 2018 y la *ESPOCH* para el periodo 2019; así mismo, la mayor escalada en el *ranking* para el periodo 2018 lo logra la *UTA* y para el periodo 2019 la *DMU YACHAY* (ver *Ilustración 10: Comportamiento de la Producción Científica en las DMUs Públicas*).

Ahora bien, si introducimos en el *ranking* de producción a las *DMUs* privadas de referencia que son: *USFQ*, *PUCE* y *UTPL* (ver *Ilustración 11: Comportamiento de la Producción Científica en las DMUs Públicas y Privadas de Referencia*), se puede observar que la *USFQ*, la *UTPL* y la *ESPOL* se encuentran posicionadas en los primeros lugares del *ranking* de forma estable durante los periodos

evaluados. Cabe notar, que los últimos lugares del *ranking* permanecen invariables con la introducción de las *DMUs* privadas de referencia (ver **Tabla 13: Ranking de la Producción Científica en las *DMUs* Públicas y Privadas de Referencia**), ya que estas muestran un nivel de producción alto, por lo que su incidencia en el *ranking* se produce en la parte superior del índice; es así, que en el periodo 2017, los tres primeros lugares se encuentran ocupados por las *DMUs* privadas de referencia: *USFQ*, *PUCE* y *UTPL*.

**Ilustración 11: Comportamiento de la Producción Científica en las *DMUs* Públicas y Privadas de Referencia**

*Ranking de Producción *DMUs* Públicas y Privadas de Referencia*



De ellas, la *USFQ* se ha visto superada tanto solo en el último periodo por la *DMU* pública *ESPE*, que ha experimentado el crecimiento más importante de las *DMUs* evaluadas, el cual ha sido de forma sostenida durante los periodos estudiados. Así mismo, la caída más importante para el periodo 2018 lo ha experimentado la *PUCE*, y para el periodo 2019 ha sido la *ESPOCH*.

**Tabla 13:** *Ranking* de la Producción Científica en las *DMUs* Públicas y Privadas de Referencia

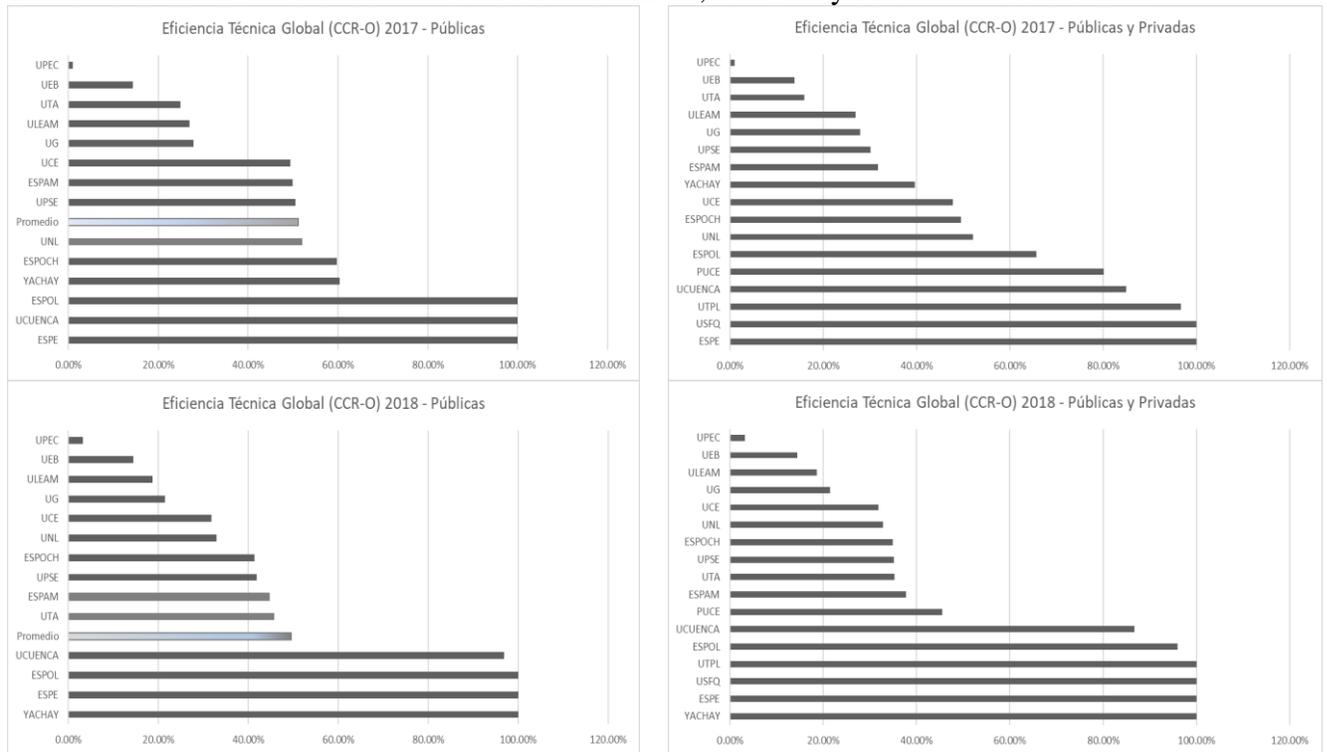
<b>DMUs Públicas</b>				<b>DMUs Públicas y Privadas de Referencia</b>			
<b>IES</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>IES</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>
ESPE	2	1	1	ESPE	5	3	1
ESPOL	1	2	2	USFQ	1	1	2
UCUENCA	3	3	3	UTPL	3	2	3
UCE	4	4	4	ESPOL	4	4	4
UG	6	7	5	PUCE	2	5	5
UTA	9	6	6	UCUENCA	6	6	6
YACHAY	11	10	7	UCE	7	7	7
ESPOCH	5	5	8	UG	9	10	8
ULEAM	7	9	9	UTA	12	9	9
UNL	8	8	10	YACHAY	14	13	10
UPSE	10	11	11	ESPOCH	8	8	11
UEB	13	13	12	ULEAM	10	12	12
ESPAM	12	12	13	UNL	11	11	13
UPEC	14	14	14	UPSE	13	14	14
				UEB	16	16	15
				ESPAM	15	15	16
				UPEC	17	17	17

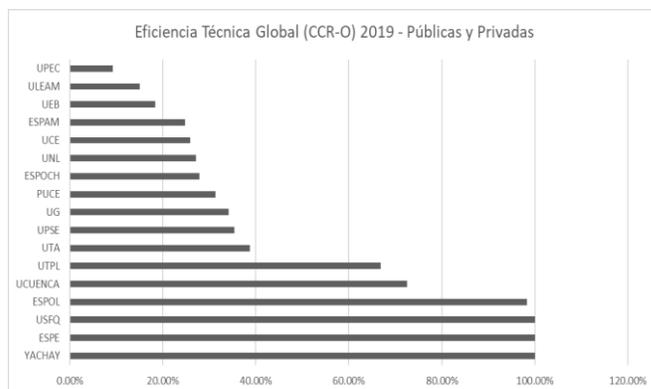
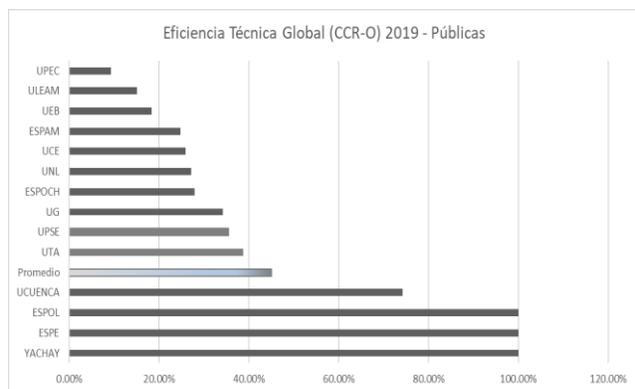
### **Análisis del Comportamiento de la Productividad Científica de las Universidades**

Hasta este punto, se ha estudiado el comportamiento de las universidades públicas en el contexto de su producción (eficacia) científica expresada por *yO*; sin embargo, bajo esta visión se deja de lado la importancia de la eficiencia (productividad) de las *DMUs* en el uso de sus recursos y generación de resultados, así como su comparación con los mejores estándares del sector.

El enfoque basado en la productividad es más holístico, ya que toma en cuenta no solo los productos generados sino la eficiencia en el uso de los recursos necesarios para generarlos. Se ha definido con anterioridad las diferencias entre producción y productividad, por lo que no se ahondará al respecto. Aplicado el método y dado los resultados obtenidos a través del análisis *DEA* sobre el comportamiento de la productividad científica de las *DMUs* públicas consideradas en el estudio, los resultados se presentan a continuación:

**Ilustración 12: Eficiencia Productiva *DMUs* Públicas; Públicas y Privadas de Referencia**





Del análisis de la productividad (*Eficiencia Técnica Global -  $ET_{CRS}$* ) en la producción de artículos científicos (*yO*) por parte de las *DMUs* públicas, se puede observar que el 43% se encuentra sobre el promedio y un 64% con un índice de productividad mayor al 49%; así mismo, de las *DMUs* que se encuentran con índices bajos de productividad, solo el 14% tiene un *ratio* inferior al 15%, y de ese solo el 7% no ha producido nada, lo cual resulta ser un caso atípico para el periodo 2017, igualmente la misma *DMU* (*UPEC*) para el periodo 2018 se le considera como caso atípico, ya que produce tan solo una unidad. De las 6 *DMUs* con *ratio* de productividad mayor al promedio para el periodo 2017, para el 2018 y 2019 bajan a 4 *DMUs*, lo que representa el 29%. Ahora bien, las 4 *DMUs* públicas que se han mantenido en los primeros lugares de productividad científica en forma sostenida son: *ESPE*, *ESPOL*, *UCUENCA* y *YACHAY* (ver *Ilustración 12: Eficiencia Productiva DMUs Públicas* y *Tabla 13: Ranking de la Producción Científica en las DMUs Públicas y Privadas de Referencia*); siendo la *ESPE* y la *ESPOL* las *DMUs* públicas que se han mantenido en el *top* de su *ranking* durante los periodos evaluados.

De igual forma, se puede observar que 3 *DMUs* públicas son las que se encuentran de forma continua en los últimos lugares del *ranking* de productividad científica durante los periodos evaluados, siendo estas: *UPEC*, *UEB* y *ULEAM* (ver *Ilustración 12: Eficiencia Productiva DMUs Públicas* y *Tabla 13: Ranking de la Producción Científica en las DMUs Públicas y Privadas de Referencia*). Otro hallazgo de interés es que el promedio de productividad de las *DMUs* públicas ha venido decreciendo desde el 51.21% en 2017, al 49.50% en 2018 hasta ubicarse en el 45.06% para el último periodo evaluado 2019.

Ahora si se toma en cuenta, el análisis de los resultados obtenidos de las aplicaciones de los modelos *DEA CCR-O*, *BCC-O*, *SBM-O-C* y la *EE* (ver *Anexo I - Tabla 15: DEA periodos 2017-2018-2019*); se identificó que para el periodo 2017, si solo se compara entre el grupo de *DMUs* públicas; el 21% se encuentran en el cuartil superior de la eficiencia global ( $ET_{CRS}$ ) y el 21% en el cuartil inferior. Con respecto, a la eficiencia técnica pura (*ET*) que es menos restrictiva, para el mismo periodo se observa que se incrementa al 43% las *DMUs* que alcanzan el cuartil superior y tan solo el 7% las que se quedan en el cuartil inferior. Por otro lado, si introducimos al modelo las *DMUs* privadas de referencia (ver *Tabla 14: Ranking Eficiencia Productiva Científica en las DMUs Públicas* y *Anexo I - Tabla 15: DEA periodos 2017-2018-2019*), la distribución sube al 29% las que se encuentran en el cuartil superior de la eficiencia global ( $ET_{CRS}$ ) y se baja al 18% las del cuartil inferior. A su vez, con respecto a la eficiencia técnica pura (*ET*), esta distribución se baja al 41% las *DMUs* que alcanzan el cuartil superior y sube al 18% las que se quedan en el cuartil inferior.

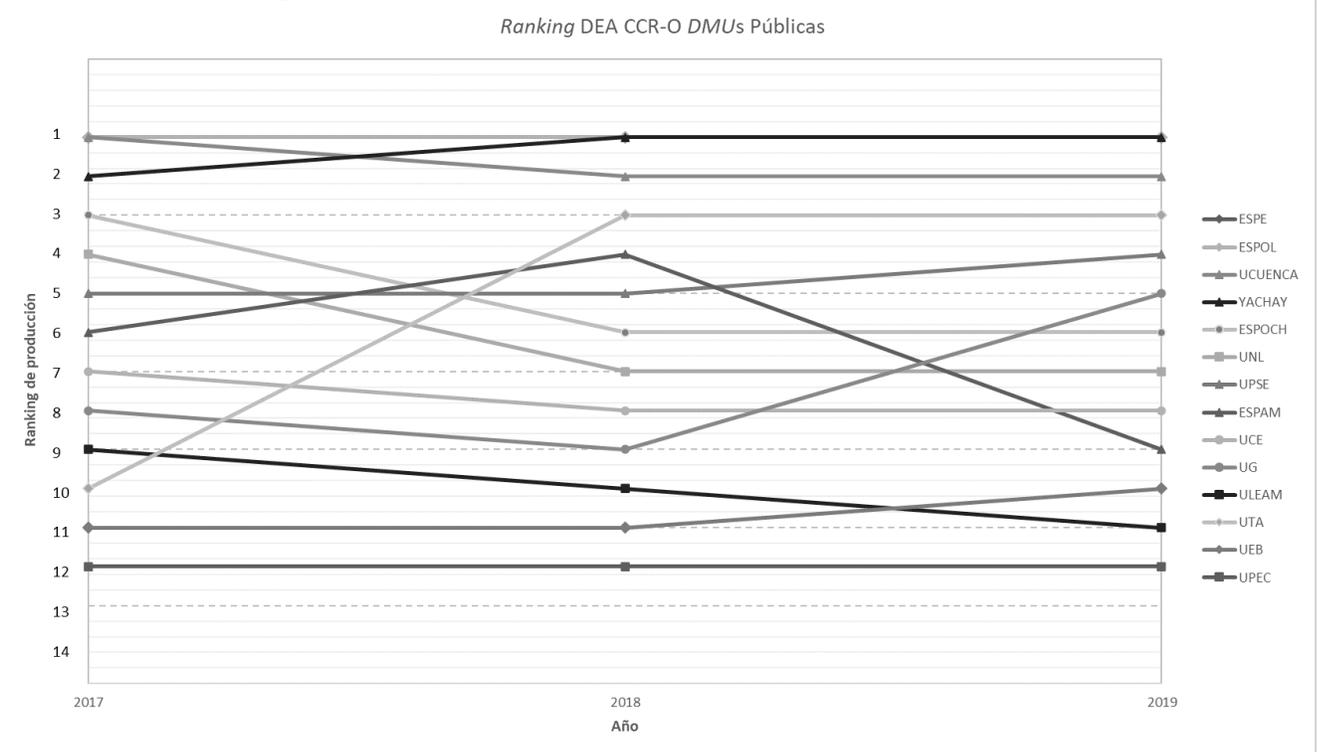
A su vez, si se analiza el efecto a la distribución de las *DMUs* públicas que tiene introducir al modelo las *DMUs* privadas de referencia, se puede ver que baja en un 7% las *DMUs* públicas que se encontraban en el cuartil superior de la eficiencia global ( $ET_{CRS}$ ), no se registra cambio en las de cuartil inferior. Con respecto, a la eficiencia técnica pura ( $ET$ ), existe una variación negativa del 14% para el cuartil superior y una positiva de igual magnitud para el cuartil inferior.

**Tabla 14:** *Ranking* Eficiencia Productiva Científica en las *DMUs* Públicas; Públicas y Privadas de Referencia

<b>DMUs Públicas</b>				<b>DMUs Públicas y Privadas de Referencia</b>			
<b>IES</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>IES</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>
ESPE	1	1	1	ESPE	1	1	1
ESPOL	1	1	1	USFQ	1	1	1
UCUENCA	1	2	2	UTPL	2	1	4
YACHAY	2	1	1	UCUENCA	3	3	3
ESPOCH	3	6	6	PUCE	4	4	8
UNL	4	7	7	ESPOL	5	2	2
UPSE	5	5	4	UNL	6	9	10
ESPAM	6	4	9	ESPOCH	7	8	9
UCE	7	8	8	UCE	8	10	11
UG	8	9	5	YACHAY	9	1	1
ULEAM	9	10	11	ESPAM	10	5	12
UTA	10	3	3	UPSE	11	7	6
UEB	11	11	10	UG	12	11	7
UPEC	12	12	12	ULEAM	13	12	14
				UTA	14	6	5
				UEB	15	13	13
				UPEC	16	14	15

Por otra parte, se puede observar que, si solo se considera el grupo de *DMUs* Públicas, la *DMU* con mayor avance en el *ranking* para el periodo 2018 fue la *UTA* y para el periodo 2019 la *UG*, pasando de décima a tercera y de novena a quinta ubicación respectivamente. Así mismo, para el periodo 2018 la *ESPOCH* y la *UNL*, y para el periodo 2019 la *ESPAM*, son las *DMUs* públicas que registran la mayor caída en general en los periodos evaluados.

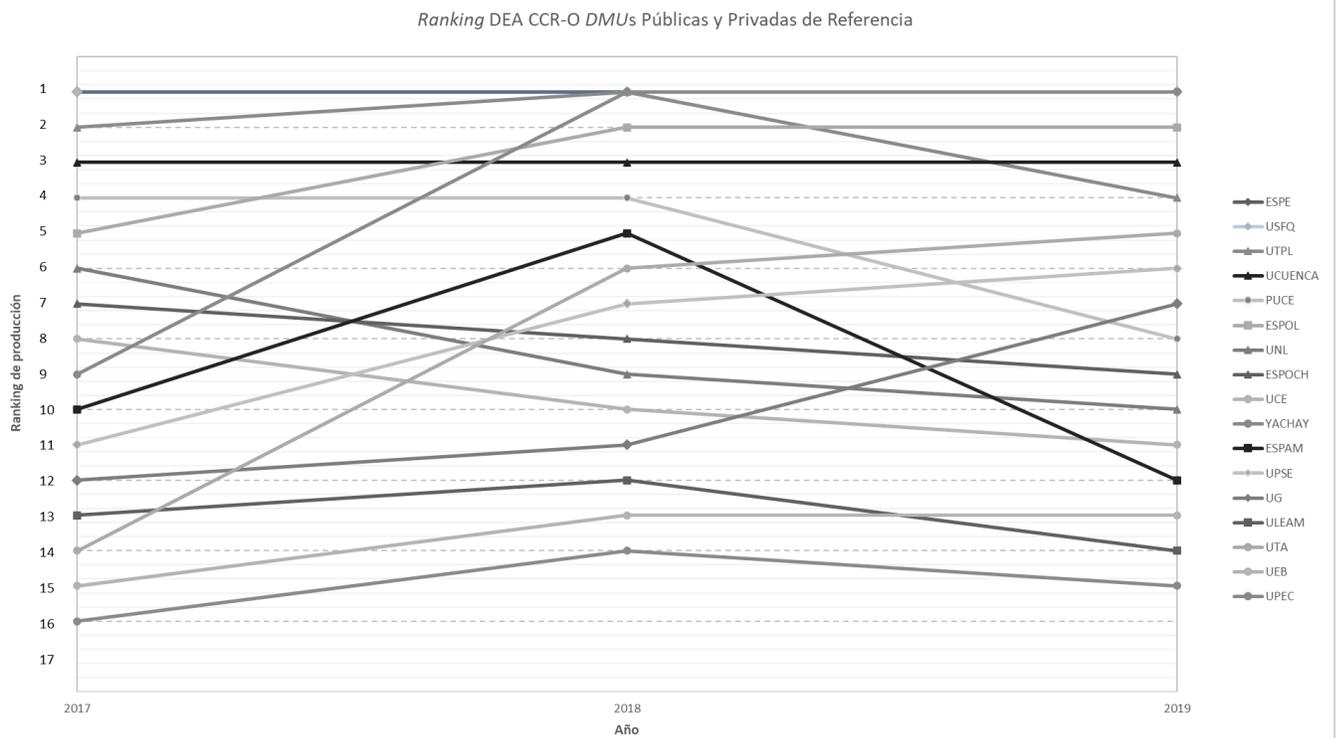
**Ilustración 13:** Comportamiento Eficiencia Productiva Científica en las *DMUs* Públicas



En otro orden, si introducimos al modelo las *DMUs* privadas de referencia (ver *Ilustración 14: Comportamiento Eficiencia Productiva Científica en las DMUs Públicas y Privadas de Referencia* y *Tabla 14: Ranking Eficiencia Productiva Científica en las DMUs Públicas*) la *DMU* pública *ESPE* y la *DMU* privada *USFQ* se mantienen en el *top* del *ranking* durante todo el periodo evaluado, de la misma forma que la *DMU* pública *UCUENCA* en la tercera posición. Además, se puede observar que para el periodo 2018, las *DMUs* que más han avanzado en el *ranking* son *YACHAY* y *UTA*; y para el periodo 2019 la *UG*. Con respecto a las mayores caídas en el *ranking*, para el periodo 2018, es la *DMU UNL*

que ha pasado del sexto puesto al noveno y para el periodo 2019 es la *ESPAM* la que ha bajado desde el quinto al doceavo puesto, sin embargo, esta caída con respecto al 2017 es de solo dos posiciones.

**Ilustración 14:** Comportamiento Eficiencia Productiva Científica en las *DMUs* Públicas y Privadas de Referencia



De las *DMUs* que ocupan los últimos lugares en el *ranking* de eficiencia productiva, para el periodo 2019, la *UEB* ha desplazado un lugar a la *ULEAM*; cabe notar que la *DMU* que se ha mantenido en último lugar de forma permanente es la *UPEC* (ver *Ilustración 14: Comportamiento Eficiencia Productiva Científica en las DMUs Públicas y Privadas de Referencia*).

El comportamiento atípico de la *DMU UPEC*, se ha tomado en cuenta al aplicar el análisis envolvente de datos (*DEA*) tanto con el modelo *CCR/CRS* como con el modelo *BCC/VRS*, para una correcto análisis e interpretación; es así que para el periodo 2017, esta *DMU* no registra producción científica (*yO*), por lo que se ha procedido de acuerdo a lo mencionado anteriormente y basado en los estudios de (Fried et al., 2008) y (Chediak P. & Valencia A., 2008); así mismo, para el siguiente periodo (2018) también se considera como caso atípico para el tratamiento bajo el modelo *BCC/VRS*, ya que la producción (*yO*) es de apenas 1 unidad y finalmente para el 2019 alcanza 8 unidades.

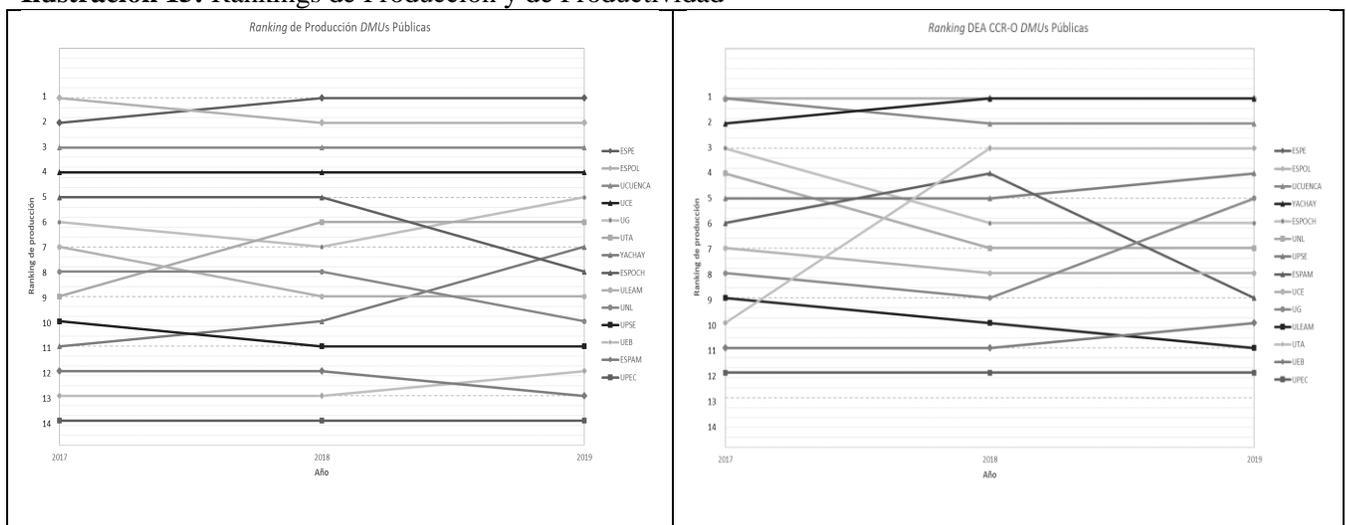
Si solo se tomara como referencia el modelo *BCC/VRS* que es menos restrictivo, la *DMU UPEC* alcanzaría una eficiencia del 100%. Finalmente, para validar el *ranking* generado a través de la aplicación del modelo *CCR/CRS*, se aplicó el modelo basado en holguras *SBM (Slacks-Based Measure)* orientado a la salida y con rendimientos constantes de escala (*ver Anexo I- Tabla 15: DEA periodos 2017-2018-2019; Tabla 16:DMUs holguras 2017 al 2019*).

## 4.2. Discusión de resultados

En base a los resultados obtenidos en el estudio, se puede observar que la aplicación del Análisis Envolvente de Datos como método para evaluar el comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas del Ecuador, es un método alternativo válido que aporta información relevante sobre el comportamiento evaluado, al incluir en el modelo el concepto de

eficiencia técnica y eficiencia de escala en la producción científica; lo cual permitió generar un *ranking* alternativo basado en la eficiencia global, es así, que si se compara los resultados obtenidos por el *ranking* de producción y los obtenidos por el *ranking* de productividad podemos observar variaciones importantes en el comportamiento (ver **Ilustración 15**: Rankings de Producción y de Productividad).

**Ilustración 15:** Rankings de Producción y de Productividad



Por otra parte, el modelo alternativo propuesto en el estudio puede ser aplicado a todas las universidades y centros de educación superior, no solo como fuente de información para los organismos de control sino para la toma de decisiones de las propias instituciones, ya que provee información importante sobre la eficiencia, sus componentes, las holguras de las unidades ineficientes con respecto a sus referentes en eficiencia. Es importante, tener en cuenta que la etiqueta de *ineficiente* se asigna a todas las *DMUs* que no se encuentran en la frontera de eficiencia.

## CAPÍTULO V: Conclusiones

### 5.1. Conclusiones

En conclusión, para el periodo de estudio se observa que la composición promedio del grado académico en las *DMUs* públicas se encuentra aproximadamente en un 10% de docentes con formación de *PhD*, un 65% con formación de Maestría y un 25% con otra formación menor; así mismo, en las *DMUs* privadas se encuentra aproximadamente en un 15% de docentes con formación de *PhD*, un 55% con formación de Maestría y un 30% con otra formación menor (*ver Tabla 15: DEA periodos 2017-2018-2019*).

Se observa que, el número de docentes con formación de *Ph.D.* se ha incrementado en promedio en un 24%, a costa de los otros tipos de formación, teniendo un mayor impacto en la contratación de docentes con formación menor a *Magister*. También, se advierte para la variable *PhD* que el mayor cambio se da entre los periodos 2017 a 2018, su desplazamiento y aplanamiento de la distribución normal, nos indica una incorporación más equilibrada de docentes con esta formación en todas las *DMUs* públicas (*ver Ilustración 5: Variable PhD. Dist. Normal 2017-2018-2019*). Con respecto, a las variables *Mag* y *Doc* se puede visualizar que, si bien ha existido un crecimiento entre el 2017 y 2018, para el 2019 ha alcanzado su valor más bajo, con la diferencia que en promedio la composición de la planta docente de las *DMUs* públicas se mantiene estable con respecto a la variable

*Mag*, existe un decrecimiento sostenido en la variable *Doc* (ver Tabla 15: *DEA periodos 2017-2018-2019*; Ilustración 6: *Variable Mag. Dist. Normal 2017-2018-2019*; Ilustración 7: *Variable Doc. Dist. Normal 2017-2018-2019*).

En general, se ha observado un incremento sostenido e importante en el número de publicaciones de las *DMUs* públicas, habiéndose incrementado en promedio en un 185% en el periodo evaluado (ver Tabla 15: *DEA periodos 2017-2018-2019*; Ilustración 9: *Producción DMUs Públicas; Públicas y Privadas de Referencia*), esto se puede deber a la importancia de esta variable en los procesos de acreditación institucionales, así como, en los procesos de promoción de la carrera docente. Los cambios estructurales que vienen experimentando las *IES* desde el 2008, han surtido efecto en el número de publicaciones que han generado las *IES*. Este incremento en la producción de artículos *rankeados* se da a pesar que en el 2018 las *IES* por efectos de la crisis económica del país, han visto mermados sus presupuestos (Ecuador Chequea, 2019; el Comercio, 2019; el Universo, 2018; Primicias, 2019), sin embargo, las publicaciones se han incrementado sostenidamente, es decir, podemos inferir que los procesos de divulgación científica se están convirtiendo en orgánicos dentro de las *IES*, ya sea a través de mecanismos propios de las *IES* o individuales de los profesores, quienes requieren dar a conocer el resultado de sus trabajos de investigación así como avanzar en el escalafón profesional dentro de sus instituciones.

Para los periodos 2017, 2018 y 2019; son 3 *DMUs* públicas que representan el 21% las que alcanzan la frontera de eficiencia  $ET_{CRS}$  y 11 *DMUs* que representan el 79% se consideran ineficientes (ver *Ilustración 16: DMUs Públicas Eficientes / Ineficientes 2017-2018-2019*). Por otra parte, aproximadamente una cuarta parte de las *DMUs* públicas se encuentran en los cuartiles superior e inferior, cuando se introduce al modelo las *DMUs* privadas el mayor efecto se observa en el cuartil superior con un decremento de 7% y 14% para la  $ET_{CRS}$  y  $ET$  respectivamente. Para los periodos 2018 y 2019, si bien existe un pequeño efecto en la introducción de las *DMUs* privadas, no existe variación en la distribución de las *DMUs* públicas en los cuartiles superior e inferior.

En base a los resultados obtenidos, se propuso un *ranking* alternativo de eficiencia científica para las universidades públicas evaluadas y otro incluyendo a las universidades privadas de referencia. Estos *rankings* se basaron en la eficiencia global ( $ET_{CRS}$ ), la misma que toma en cuenta tanto la eficiencia técnica pura ( $ET$ ) así como la eficiencia de escala ( $EE$ ). Los *rankings* generados se ordenaron en función de los más eficientes, y se generó un análisis horizontal para los periodos comprendidos entre el 2017 al 2019. En donde, en los *rankings* basados en la producción las universidades que destacan son *ESPE*, *ESPOL* y la *UCUENCA*, y si a este modelo de producción agregamos a las universidades privadas de referencia, entonces destacan en los primeros lugares la *ESPE*, la *USFQ* y la *UTPL*; por otra parte, existe variaciones importantes en el *ranking* propuesto basado en la eficiencia productiva, en donde destacan *ESPE* y la *ESPOL* con un 100% de eficiencia productiva en los tres periodos, siendo alcanzadas por *YACHAY* a partir del año 2018, seguidas por la *UCUENCA* y la *UTA*.

Siendo esta última una de las de mayor crecimiento en su productividad (*ver Tabla 15: DEA periodos 2017-2018-2019; Tabla 14: Ranking Eficiencia Productiva Científica en las DMUs Públicas; Públicas y Privadas de Referencia; Ilustración 17: DMUs públicas de referencia 2017; Ilustración 18: DMUs públicas de referencia 2018; Ilustración 19: DMUs públicas de referencia 2019*).

Al mismo tiempo, se observa que para el periodo 2017, la *ESPE* sirve de *DMU* de referencia en 10 ocasiones, seguido por la *ESPOL* en 5 ocasiones y por la *UCUENCA* en 2 (*ver Ilustración 17: DMUs públicas de referencia 2017*). Para el periodo 2018, la *ESPE* sirve de *DMU* de referencia en 9 ocasiones, seguido por la *ESPOL* en 5 ocasiones y por *YACHAY* en 2 (*ver Ilustración 18: DMUs públicas de referencia 2018*). Por último, para el periodo 2019, la *ESPE* sirve de *DMU* de referencia en 11 ocasiones, seguido por *YACHAY* en 4 ocasiones y por la *ESPOL* en 1 (*ver Ilustración 19: DMUs públicas de referencia 2019*). Entre las universidades de referencia para el resto de las instituciones públicas, la *ESPE* se destaca sobremedida en todos los periodos evaluados, siendo el modelo que seguir para la mayoría de las universidades públicas. Así mismo, si introducimos al modelo de eficiencia productiva a las universidades privadas de referencia, la *USFQ* se suma a la *ESPE* con una eficiencia global del 100% para todos los periodos evaluados, siendo *YACHAY* la *DMU* que experimenta un alza importante en su eficiencia productiva y alcanza la eficiencia del 100% a partir del 2018 (*ver Ilustración 17: DMUs públicas de referencia 2017; Ilustración 18: DMUs públicas de referencia 2018; Ilustración 19: DMUs públicas de referencia 2019*).

Con respecto al promedio de la producción, se puede observar claramente una tendencia incremental fuertemente marcada, pasando de 90 artículos científicos en el 2017 a 257 en el 2019, es decir, se incrementó en un 287%; caso contrario sucede si observamos el promedio de eficiencia productiva de las universidades públicas el cual decrece de forma constante durante los periodos evaluados, pasando del 51.21% en el 2017 al 45.06% en el 2019 (*Tabla 15: DEA periodos 2017-2018-2019*).

Por lo tanto, se ha cumplido con el objetivo del estudio de analizar el comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas del Ecuador durante el periodo comprendido entre el 2017 al 2019; también, se puede afirmar que el *ranking* generado a través de la aplicación del *DEA* es un modelo alternativo a los *rankings* clásicos basados únicamente en la producción, que reconoce y valora la eficiencia productiva en el uso de recursos, lo cual se puede observar en los valores obtenidos por las *DMUs* públicas tanto al ser evaluadas entre sí como al ser evaluadas con respecto al grupo de referencia de *DMUs* privadas; mostrando que varias *DMUs* *rankeadas* en mejores posiciones bajo el modelo de producción no lo son cuando del uso eficiente de recursos depende su valoración y viceversa (*ver Tabla 13: Ranking de la Producción Científica en las DMUs Públicas y Privadas de Referencia; Tabla 14: Ranking Eficiencia Productiva Científica en las DMUs Públicas; Públicas y Privadas de Referencia*).

Finalmente, se formula las bases para la generación de políticas, estrategias y oportunidades de mejora de la productividad científica para las universidades públicas del Ecuador:

- *Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE)*, mantener su modelo de productividad.
- *Escuela Politécnica del Litoral (ESPOL)*, si solo tomamos en cuenta las universidades públicas su modelo productivo es eficiente, sin embargo, cuando se introducen las universidades privadas su modelo debe ajustarse reduciendo la planta docente e incrementando el número de publicaciones.
- *Universidad de Cuenca (UCUENCA)*, si bien su modelo de productividad se ubicó en la frontera de eficiencia en el periodo 2017, la universidad debe considerar reducir su planta docente al menos en un 31% e incrementar el número de publicaciones al menos en un 35%.
- *Universidad de Investigación de Tecnología Experimental Yachay (YACHAY)*, si bien su modelo de productividad se ubica en la frontera de eficiencia desde el periodo 2018, la universidad en el periodo 2017 era ineficiente, *YACHAY* ha incrementado su producción en un 230% para el periodo 2018 y en un 726% para el 2019, lo cual denota un incremento sostenido, importante y que denota solidez, ya que se mantiene en la frontera de eficiencia incluso si se incluye en el modelo a las universidades privadas de referencia.
- *Escuela Politécnica del Chimborazo (ESPOCH)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 20% de Magísteres (*Mag*) y al menos un 19% de Docentes

(*Doc*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 259%, para alcanzar la frontera de eficiencia.

- *Universidad Nacional de Loja (UNL)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 39% de Magísteres (*Mag*) y al menos un 35% de Docentes (*Doc*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 268%, para alcanzar la frontera de eficiencia.
- *Universidad Estatal Península de Santa Elena (UPSE)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 42% de Magísteres (*Mag*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 182%, para alcanzar la frontera de eficiencia.
- *Escuela Superior Politécnica Agropecuaria de Manabí (ESPAM)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 52% de Magísteres (*Mag*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 304%, para alcanzar la frontera de eficiencia.
- *Universidad Central del Ecuador (UCE)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 4% de Magísteres (*Mag*) y al menos un 58% de Docentes (*Doc*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 287%, para alcanzar la frontera de eficiencia.
- *Universidad de Guayaquil (UG)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 70% de Magísteres (*Mag*) y al menos un 63% de Docentes (*Doc*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 193%, para alcanzar la frontera

de eficiencia. Cabe citar, que para el último periodo evaluado ha mejorado en la producción de artículos científicos (*yO*), ya que para el periodo 2018 necesitaba incrementar en al menos un 365%.

- *Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí (ULEAM)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 49% de Docentes (*Doc*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 565%, para alcanzar la frontera de eficiencia.
- *Universidad Técnica de Ambato (UTA)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 41% de Magísteres (*Mag*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 158%, para alcanzar la frontera de eficiencia.
- *Universidad Estatal de Bolívar (UEB)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 29% de Magísteres (*Mag*) y al menos un 71% de Docentes (*Doc*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 444%, para alcanzar la frontera de eficiencia. Cabe mencionar, que la universidad ha mejorado constantemente en la producción de artículos científicos (*yO*), sin embargo, esta mejora es insuficiente para los niveles de producción que debe alcanzar.
- *Universidad Politécnica Estatal del Carchi (UPEC)*, la universidad debe considerar reducir su personal al menos en un 48% de Magísteres (*Mag*) e incrementar el número de publicaciones al menos en un 977%, para alcanzar la frontera de eficiencia. Se debe mencionar, que la universidad ha mejorado constantemente en la producción de artículos

científicos (*yO*), pasando de 0 artículos en el 2017 a 8 artículos en el 2019, sin embargo, esta mejora es insuficiente para los niveles de producción que debe alcanzar.

En base a los resultados obtenidos en el estudio, se puede observar que la aplicación del Análisis Envoltante de Datos como método para evaluar el comportamiento de la productividad científica de las universidades públicas del Ecuador, es un método alternativo válido que aporta información relevante sobre el comportamiento evaluado, al incluir en el modelo el concepto de eficiencia técnica y eficiencia de escala en la producción científica; lo cual permitió generar un ranking alternativo basado en la eficiencia global. El modelo propuesto en el estudio puede ser aplicado a todas las universidades y centros de educación superior, no solo como fuente de información para los organismos de control sino para la toma de decisiones de las propias instituciones.

En general, solo 3 universidades públicas se mantienen en la frontera de eficiencia, y de ellas solo 2 se mantienen si se las compara con las universidades privadas de referencia. Se puede concluir, que hace falta revisar los modelos productivos de ciencia de las universidades públicas para consolidarlos como una de las principales funciones de la universidad en el desarrollo científico y tecnológico de la sociedad.

## 5.2. Futuros Trabajos

Futuros trabajos de investigación podrán valorar el comportamiento utilizando métodos *DEA* alternativos como modelos de super eficiencia o de eficiencia cruzada; así como la aplicación del *Índice de PTF de Malmquist*, que de acuerdo con (Coelli et al., 2003) mide el cambio en la *PTF* ( $PTF\Delta$ ) entre dos puntos calculando el cociente de las distancias de cada punto en relación con una tecnología común. Queda abierto para posteriores estudios, aplicar este modelo a cada componente y realizar un análisis individual, así como análisis de las posibles combinaciones de variables y su influencia en la productividad, así como, afinar la contribución de cada factor en el modelo propuesto. Otra línea de investigación puede incorporar *rankings* de recursos invertidos o presupuestos destinados por las *IES* hacia la investigación, agregar y desagregar variables en el modelo para analizar otros aspectos en el comportamiento de la productividad científica de las universidades.

En otra vía, sería interesante indagar sobre los modelos de producción científica que siguen las universidades que han alcanzado la frontera de eficiencia

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abramo, G., & D'Angelo, C. A. (2014). How do you define and measure research productivity? *Scientometrics*, *101*(2), 1129–1144. <https://doi.org/10.1007/s11192-014-1269-8>
- Aburto, C. (2012). *CES (Elasticidad de Sustitución Constante) y sus casos especiales*. <http://allman.rhon.itam.mx/~aburto/eco3/NOTA CES y sus casos especiales.pdf>
- Adler, N., Friedman, L., & Sinuany-Stern, Z. (2002). Review of ranking methods in the data envelopment analysis context. *European Journal of Operational Research*, *140*, 249–265.
- Aragón González, I. (1995). *Análisis bibliométrico de la producción científica española en inmunología periodo 1980 -1992* [Universidad Complutense de Madrid]. <http://biblioteca.ucm.es/tesis/19911996/X/3/X3023101.pdf>
- Babini, D. (2011). Acceso abierto a la producción científica de América Latina y el Caribe. Identificación de principales instituciones para estrategias de integración regional. *Revista Iberoamericana de Ciencia, Tecnología y Sociedad CTS*, *6*(17).
- Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). SOME MODELS FOR ESTIMATING TECHNICAL AND SCALE INEFFICIENCIES IN DATA ENVELOPMENT ANALYSIS. *Management Science*, *30*(9), 1078–1092. <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- Bland, C. J., Center, B. A., Finstad, D. A., Risbey, K. R., & Staples, J. G. (2005). A theoretical, practical, predictive model of faculty and department research productivity. *Academic Medicine*, *80*(3), 225–237.

- Bland, C. J., Seaquist, E., Pacala, J. T., Finstad, D., & Center, B. (2002). One school's strategy to assess and improve the vitality of its faculty. *Academic Medicine*, 77(5), 368–376.  
<https://doi.org/10.1097/00001888-200205000-00004>
- Camps, D. (2008). Limitaciones de los indicadores bibliométricos en la evaluación de la actividad científica biomédica. *Colombia Médica*, 39(1), 74–79.  
<http://www.scielo.org.co/pdf/cm/v39n1/v39n1a9.pdf>
- Castillo, L., Ramírez, G., & Vásquez, F. (2015). EFICIENCIA DE LA GESTIÓN DE RIESGOS DEL SISTEMA BANCARIO VENEZOLANO MEDIANTE ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS PARA EL AÑO 2013. *Cuadernos UCAB*, 13, 276.
- CEAACES, E. (2015a). *Modelo de Evaluación Institucional de Universidades y Escuelas Politecnicas*.  
<http://www.ceaaces.gob.ec/sitio/wp-content/uploads/2016/06/Modelo-de-evaluación-institucional-2016.pdf>
- CEAACES, E. (2015b). *MODELO GENÉRICO DE EVALUACIÓN DEL ENTORNO DE APRENDIZAJE DE CARRERAS PRESENCIALES Y SEMIPRESENCIALES DE LAS UNIVERSIDADES Y ESCUELAS POLITÉCNICAS DEL ECUADOR ( VERSIÓN MATRICIAL )*. <http://www.ceaaces.gob.ec/sitio/wp-content/uploads/2013/10/MODELO-GENÉRICO-DE-EVALUACIÓN-DEL-ENTORNO-DE-APRENDIZAJE-CARRERAS-2-0-Marzo-2015-FINAL-pdf.pdf>
- CEAACES, E. (2016). *EVALUACION INSTITUCIONAL DE UNIVERSIDADES Y ESCUELAS POLITECNICAS- Instrumentos de Cuantificación del Desempeño Institucional*.

<http://www.ceaaces.gob.ec/sitio/wp->

[content/uploads/2016/06/FUNCIONES\\_DE\\_UTILIDAD\\_Y\\_PESOS\\_DEL\\_MODELO\\_INSTITUCIONAL\\_DE\\_UNIVERSIDADES\\_Y\\_ESCUELAS\\_POLITECNICAS.pdf](http://www.ceaaces.gob.ec/sitio/wp-content/uploads/2016/06/FUNCIONES_DE_UTILIDAD_Y_PESOS_DEL_MODELO_INSTITUCIONAL_DE_UNIVERSIDADES_Y_ESCUELAS_POLITECNICAS.pdf)

CES, E. (2016). *REGLAMENTO DE CARRERA Y ESCALAFÓN DEL PROFESOR E INVESTIGADOR DEL SISTEMA DE EDUCACIÓN SUPERIOR.*

[http://www.ces.gob.ec/doc/Reglamentos/reglamentos2016/Octubre/carpeta/reglamento de carrera y escalafon del profesor e investigador del sistema de educacion superior codificacion.pdf](http://www.ces.gob.ec/doc/Reglamentos/reglamentos2016/Octubre/carpeta/reglamento_de_carrera_y_escalafon_del_profesor_e_investigador_del_sistema_de_educacion_superior_codificacion.pdf)

Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1981). Evaluating Program and Managerial Efficiency: An Application of Data Envelopment Analysis to Program Follow Through. *Management Science*, 27(6), 668–697. <https://doi.org/10.1287/mnsc.27.6.668>

Charnes, A., Cooper, W. W. (William W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429–444.

Chediak P., F., & Valencia A., L. E. (2008). Metodología para medir la eficiencia mediante la técnica del Analisis Envolvente de Datos-DEA-. *Vector*, 3, 70–81.

Coelli, T., Estache, A., Perelman, S., & Trujillo, L. (2003). *UNA INTRODUCCIÓN A LAS MEDIDAS DE EFICIENCIA PARA REGULADORES DE SERVICIOS PÚBLICOS Y DE TRANSPORTE* (Banco Mundial, Ed.; 1st ed.). Banco Mundial.

COLCIENCIAS. (2016). *Resolución 0048 de 2016.*

CONACYT. (2016). *Política Científica de México.*

- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Joe, Z. (2004). *HANDBOOK ON DATA ENVELOPMENT ANALYSIS* (W. Cooper, L. Seiford, & J. Zhu, Eds.). Kluwer Academic Publishers.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. (2007). Data envelopment analysis: A comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software: Second edition. In *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software: Second Edition*. Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-45283-8>
- Creswell, J. (2012). Educational Research: planning, conducting, and evaluating quantitative and qualitative research. In P. Smith (Ed.), *Pearson* (4ta ed.). Pearson. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Cybermetrics Lab. (2020). *Ranking Web of Repositories*. <http://repositories.webometrics.info/en>
- Dankoski, M. E., Palmer, M. M., Nelson Laird, T. F., Ribera, A. K., & Bogdewic, S. P. (2011). An expanded model of faculty vitality in academic medicine. *Advances in Health Sciences Education*, *17*(5), 633–649. <https://doi.org/10.1007/s10459-011-9339-7>
- De-Moya-Anegón, Félix Herrán-Páez, Estefanía Bustos-González, Atilio Corera-Álvarez, E., & Tibaná-Herrera, Gerardo Rivadeneyra, F. (2020). *Ranking iberoamericano de instituciones de educación superior 2020 (SIR Iber)*. <https://doi.org/10.3145/sir-iber-2020>
- Didou Aupetit, Sylvie., & Gérard, E. (2010). *El Sistema Nacional de Investigadores, Veinticinco Años Después* (G. Álvarez Mendiola, Ed.; Primera). ANUIES.
- Directorate-General for Research and Innovation (European Commission). (2010). *Assessing Europe's university-based research expert group on assessment of university-based research*.

- Dutrénit, G., Zaragoza, M. L., & Zúñiga, P. (2014). La producción científica del Sistema Nacional de Investigadores de México: un análisis con la base de datos normalizada de SCOPUS. In F. C. C. y Tecnológico (Ed.), *Taller sobre Indicadores en Ciencia y Tecnología en Latinoamérica* (Issue December, pp. 165–179). Foro Consultivo Científico y Tecnológico. <https://doi.org/10.13140/2.1.4813.9840>
- Ecuador Chequea. (2019). *¿El presupuesto para educación superior desciende? - Ecuador Chequea*. <http://www.ecuadorchequea.com/el-presupuesto-para-educacion-superior-desciende-en-2020/>
- el Comercio. (2019). *Universidades y politécnicas revisan posible recorte a sus presupuestos para el 2020 - El Comercio*. <https://www.elcomercio.com/tendencias/sociedad/universidades-politecnicas-recorte-presupuesto-educacion.html>
- el Universo. (2018). *Movilización universitaria por recorte presupuestario | Ecuador | Noticias | El Universo*. <https://www.eluniverso.com/noticias/2018/11/19/nota/7059048/movilizacion-universitaria-recorte-presupuestario/>
- Emrouznejad, A., Parker, B. R., & Tavares, G. (2008). Evaluation of research in efficiency and productivity: A survey and analysis of the first 30 years of scholarly literature in DEA. *Socio-Economic Planning Sciences*, 42, 151–157. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2007.07.002>
- Farrell, M. J. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 120(3), 253. <https://doi.org/10.2307/2343100>

- Flores, C., Ordoñez, A., & Viramontes, Ó. (2015). Factores que afectan la Investigación Científica en las Instituciones de Educación Superior. In UNAM (Ed.), *XX Congreso Internacional de Contaduría, Administración e Informática* (pp. 1–10). UNAM.
- Fried, H. O., Lovell, C. A. Knox., & Schmidt, S. S. (2008). *The measurement of productive efficiency and productivity growth*. 638.
- García-Romero, A. (2000). *El efecto de la estancia postdoctoral en la productividad científica* (No. 01; Series de Economía).
- Giraldo Tascón, N. A. (2007). *Evaluación de los grupos de investigación según los indicadores de eficiencia de Colciencias versus su evaluación según el análisis envolvente de datos*. Universidad Tecnológica de Pereira.
- Golany, B., & Roll, Y. (1989). An application procedure for DEA. *Omega*, 17(3), 237–250.  
[https://doi.org/DOI: 10.1016/0305-0483\(89\)90029-7](https://doi.org/DOI: 10.1016/0305-0483(89)90029-7)
- Gómez Caridad, I., & Bordons Gangas, M. (1996). Limitaciones en el uso de los indicadores bibliométricos para la evaluación científica. *DIGITAL.CSIC*, 46, 21–26.
- González De Dios, J., Moya, M., & Mateos Hernández, M. A. (1997). Indicadores bibliométricos: Características y limitaciones en el análisis de la actividad científica. *An Esp Pediatr*, 47(3), 235–244.
- Jablonský, J. (2008). A SPREADSHEET-BASED SYSTEM FOR DEA MODELS. *Multiple Criteria Decision Making*, 3, 51–64.

- Jiménez de Vargas, B. (1992). Aspectos teóricos sobre la productividad en investigación del docente universitario. *Revista Espacios*, 13(2).
- Mahe, G. (2017). *The indexation of scientific journals and the bibliometry: examples with current tools*. file:///C:/Users/user/AppData/Local/Temp/17\_RNRG\_Mahe\_Indexation\_update.pdf
- Mengual-Andrés, S., Vázquez-Cano, E., & López Meneses, E. (2017). La productividad científica sobre MOOC: aproximación bibliométrica 2012-2016 a través de SCOPUS. *RIED. Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 20(1), 39. <https://doi.org/10.5944/ried.20.1.16662>
- Merchán Hernández, C. (2010). *Las Relaciones Universidad - Empresa En Los Sistemas Regionales De Innovación: Análisis de la comunidad autónoma de Andalucía*. Universidad de Granada.
- Moreira Pessanha, F. J., Marinho, A., Da Costa Laurencel, L., & dos Santos do Amaral, M. R. (2013). Implementing DEA models in the R program. *11th International Conferen Ce on Data Envelopment Analysis*.
- Murias Fernández, M. P. (2005). *Metodología de aplicación del Análisis Envolvente de Datos: evaluación de la eficiencia técnica en la Universidad de Santiago de Compostela - Dialnet*. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1358641>
- OCDE. (2002). *Manual de Frascati ESPANOL* (FECYT, Ed.; FECYT). FECYT.
- OECD. (2015). *Frascati Manual 2015: Guidelines for Collecting and Reporting Data on Research and Experimental Development*. OECD. <https://doi.org/10.1787/9789264239012-en>

- ONU. (2015). *Centro de noticias de la ONU*. Aumenta La Dependencia de Las Materias Primas En Los Países En Desarrollo, Revela Estudio de UNCTAD. <https://news.un.org/es/story/2015/04/1328621#.VrZ34lmVmlw>
- Orduña-Malea, E., Martín-Martín, A., & Delgado López-Cózar, E. (2016). *RESEARCHGATE COMO FUENTE DE EVALUACIÓN CIENTÍFICA: DESVELANDO SUS APLICACIONES BIBLIOMÉTRICAS* *ResearchGate as a source for scientific evaluation: revealing its bibliometric applications*. 25(2), 1699–2407. <https://doi.org/10.3145/epi.2016.mar.18>
- Ospina-Holguín, J. H. (2017). The Cobb-douglas function for a continuum model. *Cuadernos de Economía*, 36(70), 1–18.
- Páez, D., & Salgado, J. F. (2009). INDICADORES DE PRODUCTIVIDAD CIENTÍFICA Implicaciones para la evaluación de la psicología española. *Boletín de Psicología*, 97, 117–136.
- Palmer, M., Hoffmann-Longtin, K., Ribera, A., Ribera, T., Laird, T.-N., & Dankoski, M. (2013). ENHANCING VITALITY IN ACADEMIC MEDICINE: FACULTY DEVELOPMENT AND PRODUCTIVITY. In James D. Groccia and Laura Cruz (Ed.), *To Improve the Academy: Resources for Faculty, Instruction, and Organizational Development* (pp. 89–106).
- Parra Rodríguez, F. J. (2000). *ANÁLISIS DE EFICIENCIA Y PRODUCTIVIDAD*.
- Perdomo, J. A., & Hueth, D. L. (2011). Estimation of the Production Functional Form, Returns to Scale and Technical Efficiency in Colombian Coffee Zone by Means Stochastic Frontier. *Revista Colombiana de Estadística Junio*, 34(2), 377–402.

- Piedra Salomón, Y., & Martínez Rodríguez, A. (2007). Producción científica. *Ciencias de La Información*, 38(383), 33–38.
- Pino-Mejías, J. L., Solís-Cabrera, F. M., Delgado-Fernández, M., & Barea-Barrera, R. (2010). Evaluación de la eficiencia de grupos de investigación mediante análisis envolvente de datos (DEA). *El Profesional de La Información*, 19(2), 160–167. <https://doi.org/10.3145/epi.2010.mar.06>
- Primicias. (2019). *La ESPOL y Estatal de Guayaquil rechazan recorte presupuestario*. <https://www.primicias.ec/noticias/sociedad/espolestatal-guayaquil-rechazan-recorte-presupuesto/>
- Ramírez, P. E., & Alfaro, J. L. (2013). Evaluación de la Eficiencia de las Universidades pertenecientes al Consejo de Rectores de las Universidades Chilenas: Resultados de un Análisis Envolvente de Datos. *Formación Universitaria*, 6(3), 31–38. <https://doi.org/10.4067/S0718-50062013000300005>
- Ramos Ruiz, J. L., Polo Otero, J. L., & Arrieta Barcasnegras, A. (2017). ANÁLISIS INSUMO-PRODUCTO Y LA INVERSIÓN PÚBLICA: UNA APLICACIÓN PARA EL CARIBE COLOMBIANO. *Cuadernos de Economía*, 36(70), 137–167. [https://doi.org/10.1016/S0210-0266\(11\)70011-5](https://doi.org/10.1016/S0210-0266(11)70011-5)
- Russell, J. M., & Rousseau, R. (2009). BIBLIOMETRICS AND INSTITUTIONAL EVALUATION. *In Science and Technology Policy: Vol. II*.
- Saito, T. (2012). How Do We Get Cobb-Douglas and Leontief Functions from CES Function: A Lecture Note on Discrete and Continuum Differentiated Object Models. *Journal of Industrial Organization Education*, 6(1). <https://doi.org/10.1515/1935-5041.1037>

- Salinas Jiménez, J., & Santín González, D. (2008). ¿Cómo enseño técnicas de eficiencia a mis alumnos? *E-Pública*, 3, 1–13.
- Sancho, R. (2001a). DIRECTRICES DE LA OCDE PARA LA OBTENCIÓN DE INDICADORES DE CIENCIA Y TECNOLOGÍA. *V Taller Iberoamericano de Indicadores de CyT, Revistacdyt*.
- Sancho, R. (2001b). MEDICIÓN DE LAS ACTIVIDADES DE CIENCIA Y TECNOLOGÍA. ESTADÍSTICAS E INDICADORES EMPLEADOS. *Revista Española de Documentación Científica*, 24(4), 382–404. <https://doi.org/10.3989/redc.2001.v24.i4.68>
- SCIMAGO. (2012). *SIR World Report 2012 -Global Ranking*. <http://www.scimagolab.com>
- SCIMAGO. (2014). *SIR Iber*. [http://www.scimagoir.com/pdf/iber\\_new/SIR\\_Iber\\_2014\\_HE.pdf](http://www.scimagoir.com/pdf/iber_new/SIR_Iber_2014_HE.pdf)
- SCIMAGO. (2015). *Scimago Institutions Rankings*.
- SCIMAGO. (2020). *Scimago Institutions Rankings*. <https://www.scimagoir.com/rankings.php>
- SENESCYT, E. (2016). *Informe rendición de cuentas año fiscal 2015 SENESCYT ECUADOR*.
- SENPLADES. (2012). *PLAN NACIONAL PARA EL BUEN VIVIR 2013 - 2017*.
- SENPLADES. (2017). *Plan Nacional de Desarrollo 2017-2021-Toda una Vida*.
- SENPLADES. (2020). *SENPLADES. Niveles Administrativos de Planificación*. <https://www.planificacion.gob.ec/3-niveles-administrativos-de-planificacion/>
- Silva Santiago, C. V., & Ramírez de Arellano, A. (2006). ANÁLISIS DE EFICIENCIA DE INSTITUTOS TECNOLÓGICOS DE ESPAÑA Y BRASIL: UNA APLICACIÓN DEL ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS (DEA). *Journal of Technology Management & Innovation*, 1(4), 43–56.

UNESCO. (2010). INFORME DE LA UNESCO SOBRE LA CIENCIA 2010. In S. Schneegans (Ed.),

*UNESCO* (2010th ed.). UNESCO.

Villa Caro, G. (2003). *Análisis por envoltura de datos (DEA) nuevos modelos y aplicaciones*.

White, C. S., James, K., Burke, L. A., & Allen, R. S. (2012). What makes a “research star”? Factors influencing the research productivity of business faculty. *International Journal of Productivity and Performance Management*, *61*(6), 584–602. <https://doi.org/10.1108/17410401211249175>

## ANEXOS

## **Anexo I**

Tabla 15: DEA periodos 2017-2018-2019

ES	2017												2018												2019											
	PUBLICAS				PUBLICAS Y PRIVADAS				PUBLICAS				PUBLICAS Y PRIVADAS				PUBLICAS				PUBLICAS Y PRIVADAS															
	PHD	Mag	Doc	YO	CCRO	BCCO	EE	SBM-OC	CCRO	BCCO	EE	SBM-OC	PHD	Mag	Doc	YO	CCRO	BCCO	EE	SBM-OC	CCRO	BCCO	EE	SBM-OC	PHD	Mag	Doc	YO	CCRO	BCCO	EE	SBM-OC	CCRO	BCCO	EE	SBM-OC
UPEC	4	128	42	0	0,93%	100,00%	60,35%	60,35%	39,65%	100,00%	39,65%	0,93%	100,00%	118	61	5	62	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	3,16%	13	135	20	8	9,29%	100,00%	9,29%	100,00%	9,29%	100,00%	9,29%	100,00%
YACHAY	105	57	16	16	60,35%	100,00%	60,35%	39,65%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	110	634	337	495	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	113	747	212	884	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	
ESPE	94	845	355	254	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	102	740	186	129	41,35%	42,58%	97,11%	41,35%	34,92%	36,46%	95,78%	34,92%	84	680	194	183	27,85%	29,05%	95,86%	27,85%	29,05%	95,86%	
ESPOOH	73	611	189	93	59,77%	61,88%	98,59%	59,77%	49,53%	51,19%	98,75%	49,53%	102	707	117	106	45,72%	48,43%	94,42%	45,72%	35,25%	36,72%	96,03%	35,25%	120	670	111	207	38,16%	38,83%	99,81%	38,16%	38,83%	99,81%		
UTA	88	728	121	34	24,96%	26,23%	95,15%	24,96%	15,84%	16,42%	96,47%	15,84%	23	114	16	17	44,68%	100,00%	44,68%	44,68%	37,75%	37,75%	37,75%	37,75%	30	105	14	21	24,77%	100,00%	24,77%	24,77%	100,00%	24,77%		
ESPAH	19	111	15	12	49,85%	100,00%	49,85%	31,68%	31,68%	31,68%	26,92%	81	646	367	68	16,65%	19,76%	94,00%	16,65%	19,76%	94,00%	16,65%	19,76%	94,00%	96	637	350	113	15,65%	15,50%	97,07%	15,65%	15,05%	97,07%		
ULEAM	55	666	419	40	69,91%	31,18%	66,31%	26,92%	26,91%	27,78%	96,88%	26,92%	17	164	97	11	14,38%	100,00%	14,38%	14,38%	14,38%	14,38%	14,38%	14,38%	14,38%	16	148	103	23	18,38%	79,74%	23,94%	18,38%	18,38%		
UEB	19	155	98	7	14,28%	58,33%	24,69%	14,28%	13,82%	13,82%	73,40%	13,82%	17	164	97	11	14,38%	100,00%	14,38%	14,38%	14,38%	14,38%	14,38%	14,38%	14,38%	16	148	103	23	18,38%	79,74%	23,94%	18,38%	18,38%		
UR	33	229	38	24	50,48%	65,33%	77,03%	50,48%	30,12%	44,39%	67,86%	30,12%	55	284	45	43	41,90%	103,03%	82,11%	41,90%	35,12%	42,27%	83,07%	35,12%	61	235	38	73	35,41%	44,46%	79,84%	35,41%	35,41%			
UCACH	107	668	317	231	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	130	543	267	361	96,94%	100,00%	96,94%	96,94%	86,72%	90,33%	96,00%	86,72%	150	501	235	603	74,8%	74,30%	99,83%	74,8%	74,49%			
UC	27	369	141	38	82,09%	100,00%	82,09%	52,09%	52,09%	58,47%	89,07%	52,09%	48	576	161	71	32,97%	42,22%	77,65%	32,97%	42,22%	77,65%	32,97%	42,22%	48	516	138	102	37,66%	32,42%	83,78%	37,66%	32,42%			
ESPOL	228	555	172	285	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	239	539	206	464	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	211	463	176	730	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%			
UG	77	2100	560	58	27,88%	29,12%	95,74%	27,88%	28,15%	99,03%	27,88%	93	2292	561	90	21,51%	22,14%	97,14%	21,51%	21,51%	22,14%	97,14%	21,51%	21,51%	79	1770	403	211	34,14%	36,00%	94,85%	34,14%	36,00%			
UCE	137	1109	665	174	49,42%	65,92%	74,8%	49,42%	47,88%	50,29%	94,81%	47,88%	171	1339	969	245	31,84%	49,49%	64,33%	31,84%	45,33%	69,94%	31,84%	172	1179	775	348	25,86%	39,37%	65,70%	25,86%	25,86%				
Promedio	76,14	597,93	239,14	90,43	51,21%	72,17%	77,89%	51,21%	41,90%	57,59%	83,36%	41,90%	92,57	641,93	242,71	154,50	49,59%	67,36%	81,00%	49,59%	46,30%	64,20%	81,47%	46,30%	94,14	562,36	198,79	257,29	45,86%	63,55%	76,69%	45,86%	44,82%			
Mediana	75,00	561,50	156,50	39,00	30,17%	65,92%	86,31%	30,17%	35,64%	41,19%	96,47%	35,64%	97,50	559,50	173,50	80,50	41,62%	51,03%	94,42%	41,62%	35,02%	45,53%	95,78%	35,02%	90,00	506,50	157,00	189,50	30,89%	59,36%	90,99%	30,89%	30,89%			
STDEV	59,15	538,14	244,38	100,82	0,32	0,30	0,24	0,32	0,27	0,31	0,24	0,27	62,96	586,10	260,32	168,30	0,35	0,33	0,26	0,35	0,34	0,27	0,34	0,27	58,95	467,77	204,81	270,40	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33			
PUCE	176	1289	650	371	80,14%	86,40%	92,75%	80,14%	225	1565	1181	436	225	1565	1181	436	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	45,47%	259	1500	946	571	31,39%	64,59%	48,60%	31,39%	31,40%			
USFO	209	374	198	500	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	266	461	306	604	266	461	306	604	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	263	489	244	836	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%			
UTPL	135	716	260	336	96,61%	96,96%	99,64%	96,61%	165	820	211	534	165	820	211	534	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	184	957	248	732	66,86%	82,81%	80,75%	66,86%	80,75%				
Promedio	173,33	793,00	363,33	395,00	92,25%	94,45%	97,46%	92,25%	218,67	946,67	586,00	534,67	218,67	946,67	586,00	534,67	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	235,33	982,00	479,33	713,00	66,09%	82,47%	76,45%	66,09%	76,45%				
Mediana	176,00	716,00	260,00	371,00	96,61%	96,96%	99,64%	96,61%	225,00	820,00	306,00	534,00	225,00	820,00	306,00	534,00	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	259,00	957,00	248,00	732,00	66,86%	82,81%	80,75%	66,86%	80,75%				
STDEV	37,07	462,33	245,03	90,32	0,11	0,07	0,04	0,11	50,80	563,13	534,72	84,39	50,80	563,13	534,72	84,39	0,31	0,14	0,23	0,31	0,14	0,23	0,31	0,14	44,50	505,96	404,15	133,52	0,34	0,18	0,26	0,34	0,18			

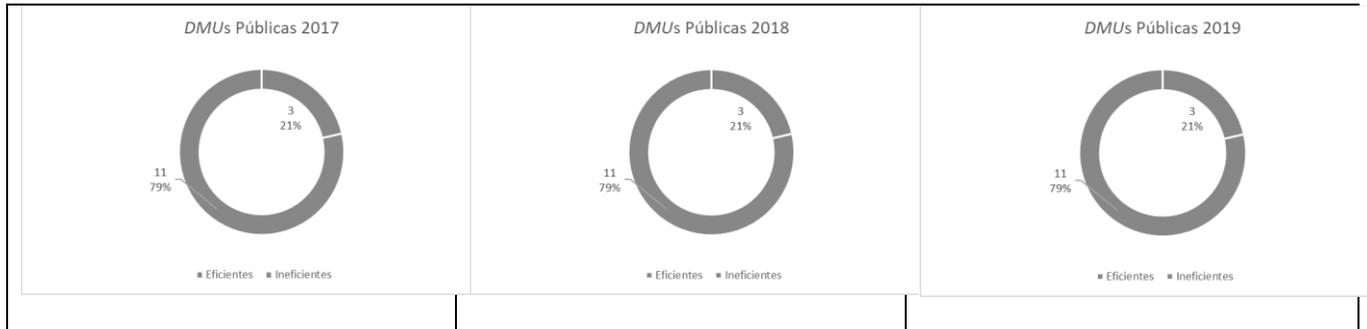
## **Anexo II**

Tabla 16: DMUs holguras 2017 al 2019

ES	2017												2018												2019											
	Publicas			Objetivo			Benchmarking			Publicas			Objetivo			Benchmarking			Publicas			Objetivo			Benchmarking											
	PhD	Mag	Doc	YO	PhD	Mag	Doc	YO	PhD	Mag	Doc	YO	PhD	Mag	Doc	YO	PhD	Mag	Doc	YO	PhD	Mag	Doc	YO	PhD	Mag	Doc	YO								
UPEC	4	128	42	0	4	36	15	11	0%	72%	64%	7	168	64	1	7	53	21	32	0%	68%	66%	13	135	20	8	13	71	20	86	0%	48%	0%	977%		
YACHAY	105	57	16	16	21	52	16	27	80%	9%	0%	118	61	5	62	118	61	5	62	0%	0%	0%	125	57	14	198	125	57	14	196	0%	0%	0%	0%		
ESPE	94	845	355	254	94	845	355	254	0%	0%	0%	110	834	337	495	110	834	337	495	0%	0%	0%	113	747	212	884	113	747	212	884	0%	0%	0%	0%		
ESPOCH	73	611	189	93	73	468	189	156	0%	23%	0%	102	740	186	129	102	467	186	312	0%	37%	0%	84	690	194	103	84	555	158	657	0%	20%	19%	259%		
UTA	88	728	121	34	88	333	121	136	0%	54%	0%	102	707	117	106	102	300	117	232	0%	58%	0%	120	670	111	207	120	395	111	534	0%	41%	0%	158%		
ESPM	19	111	15	12	19	48	15	24	0%	57%	0%	23	114	16	17	23	44	16	38	0%	62%	0%	30	105	14	21	30	51	14	85	0%	52%	0%	304%		
ULEMI	55	666	419	40	55	494	208	149	0%	26%	50%	81	646	367	88	81	614	248	365	0%	5%	32%	96	637	350	113	96	635	180	751	0%	0%	49%	565%		
ULEB	19	155	98	7	19	155	68	49	0%	0%	31%	17	164	97	11	17	129	52	77	0%	21%	46%	16	148	103	23	16	106	30	125	0%	29%	71%	444%		
LUPE	33	229	38	24	33	109	38	48	0%	52%	0%	55	284	45	43	55	119	45	103	0%	55%	0%	61	235	38	73	61	137	38	206	0%	42%	0%	182%		
LUCE	107	568	317	231	107	568	317	231	0%	0%	0%	130	543	267	361	130	543	215	372	0%	0%	19%	150	501	235	503	150	501	163	678	0%	0%	31%	35%		
UNL	27	369	141	38	27	243	102	73	0%	34%	28%	48	576	161	71	48	384	147	216	0%	37%	9%	48	516	138	102	48	317	90	376	0%	39%	35%	268%		
ESPOL	228	555	172	285	228	555	172	285	0%	0%	0%	239	539	206	464	239	539	206	464	0%	0%	0%	211	483	176	730	211	483	176	730	0%	0%	0%	0%		
UG	77	2100	560	58	77	892	291	208	0%	67%	48%	93	2392	561	90	93	705	285	419	0%	69%	49%	79	1770	403	211	79	522	148	618	0%	70%	63%	193%		
UCE	137	1109	865	174	137	1109	490	352	0%	0%	43%	171	1339	969	245	171	1296	524	770	0%	3%	46%	172	1179	775	348	172	1137	323	1346	0%	4%	58%	287%		
Total	1066	8231	3348	1266	962	5707	2397	2003				1296	8887	3398	2163	1296	6069	2405	3954				1318	7873	2783	3602	1318	5713	1677	7272						
Promedio	76.14	58733	239.14	90.43	70.14	407.64	171.21	143.07	6%	28%	19%	92.57	641.93	242.71	154.50	92.57	434	172	282	0%	30%	19%	365%	94.14	562.36	196.79	257.29	94.14	408	120	519	0%	25%	23%	262%	
Mediana	75.00	567150	156.50	39.00	64.00	400.50	146.50	142.50	0%	25%	0%	97.50	559.50	173.50	80.50	97.50	416	167	272	0%	29%	4%	140%	90.00	508.50	157.00	189.50	90.00	439	130	576	0%	24%	9%	226%	
STPDEV	59.15	536.14	244.38	100.82	60.24	328.42	147.10	109.61	21%	28%	24%	62.96	588.10	260.32	168.30	62.96	360	147	215	0%	28%	24%	58.95	467.77	204.81	270.40	58.95	314	91	364	0%	24%	27%	266%		

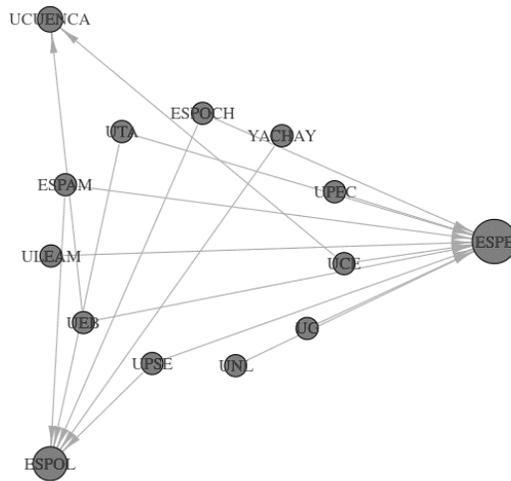
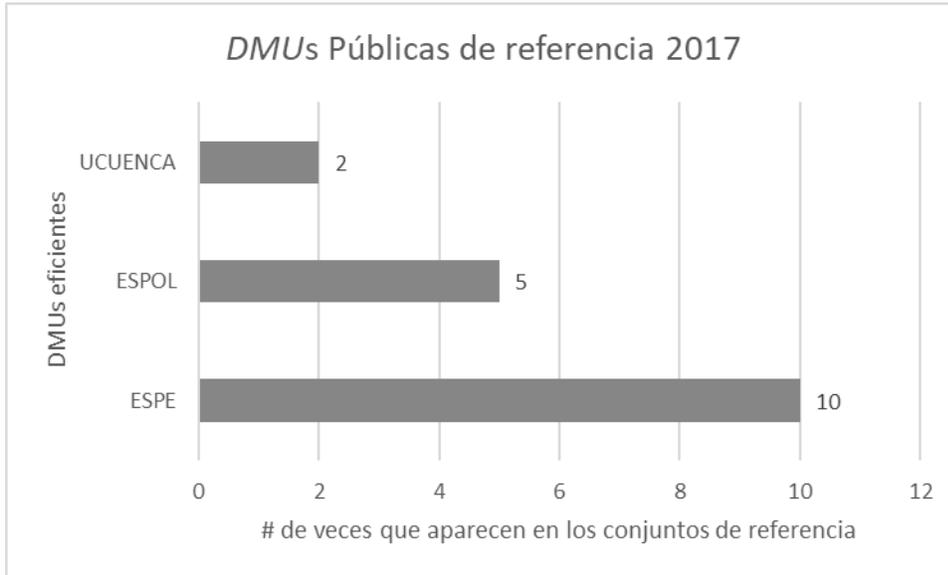
## **Anexo III**

**Ilustración 16:** *DMUs* Públicas Eficientes / Ineficientes 2017-2018-2019

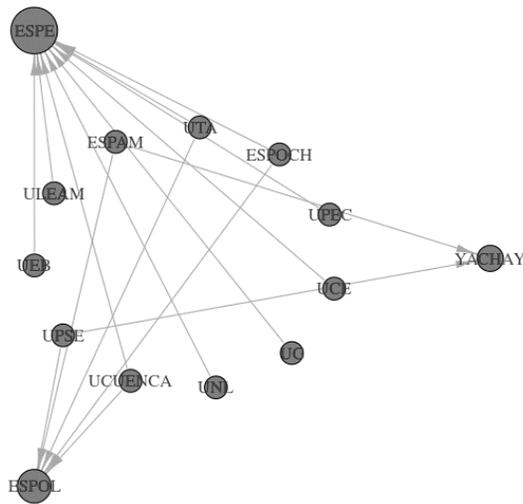
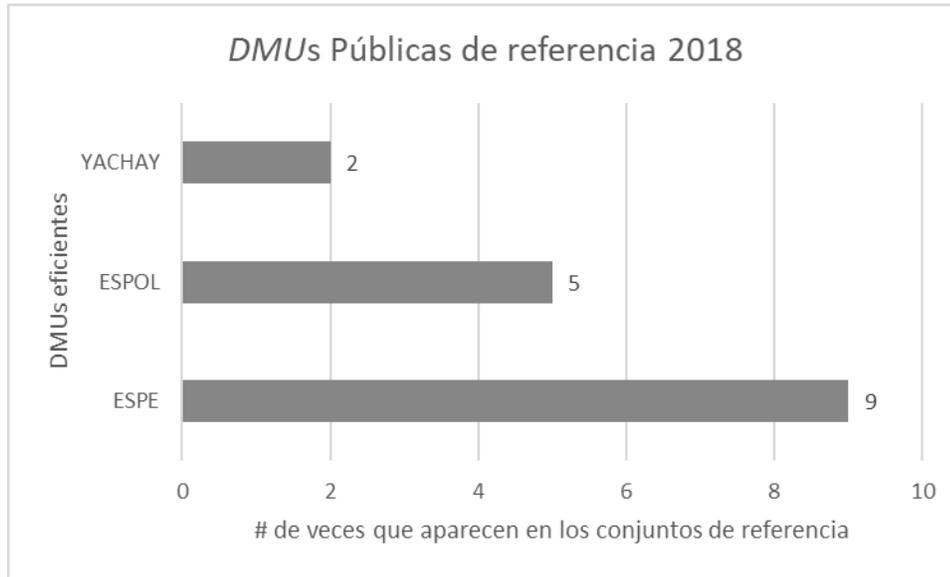


## **Anexo IV**

**Ilustración 17:** DMUs públicas de referencia 2017



**Ilustración 18:** *DMUs* públicas de referencia 2018



**Ilustración 19:** *DMUs* públicas de referencia 2019

